



COPPE/UFRJ

**TÉCNICA HÍBRIDA (DISCRIMINANTE –FUZZY) PARA AVALIAÇÃO DE
SITUAÇÃO ECONÔMICO-FINANCEIRA DE EMPRESAS AÉREAS**

Vladimir Lima da Silva

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia de Transporte, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia de Transportes.

Orientadores: Licínio da Silva Portugal

Respicio Antonio do Espírito Santo Jr.

Rio de Janeiro

Março de 2009

TÉCNICA HÍBRIDA (DISCRIMINANTE –FUZZY) PARA AVALIAÇÃO DE
SITUAÇÃO ECONÔMICO-FINANCEIRA DE EMPRESAS AÉREAS

Vladimir Lima da Silva

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ
COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM
CIÊNCIAS EM ENGENHARIA DE TRANSPORTES.

Aprovada por:

Prof. Licínio da Silva Portugal, D.Sc

Prof. Respicio Antonio do Espírito Santo Jr., D.Sc.

Prof. Carlos David Nassi, Dr.-Ing

Prof. Márcio de Almeida D'Agosto, D.Sc.

Prof. Marcus Vinicius Quintella Cury, D.Sc.

Prof. Paulo Afonso Lopes da Silva, Ph.D.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

MARÇO DE 2009

Silva, Vladimir Lima da

Técnica Híbrida (Discriminante – Fuzzy) para Avaliação de Situação Econômico-Financeira de Empresas Aéreas/Vladimir Lima da Silva. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2009.

XIX, 143 p.: il.; 29,7 cm.

Orientadores: Licinio da Silva Portugal

Respicio Antonio do Espírito Santo Jr.

Tese (doutorado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia de Transportes, 2009.

Referências Bibliográficas: p. 121-126.

1. Finanças. 2. Empresas Aéreas. 3. Análise discriminante e lógica fuzzy. I. Portugal, Licinio da Silva et al. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia de Transportes. III. Título.

*In the warriors code
There's no surrender
Though his body says stop
His spirit cries - never!
Burning Heart dos Survivors*

À minha esposa Cláudia que tornou possível mais esse
sonho, em vida, transformar-se realidade.
Aos meus pais Sebastião (*in memoriam*) e Zilda pelo amor,
carinho, compreensão, ajuda e todo esforço para que seus
filhos tivessem a melhor formação possível.
Aos meus irmãos Leandro e Saint-Clair pelo apoio e
alegrias que me dão.

*"Não mostre ao seu Deus o tamanho dos seus problemas,
mas sim aos seus problemas o tamanho do seu Deus!"*

Autor Desconhecido

AGRADECIMENTOS

A Deus, acima de tudo.

Ao Programa de Engenharia de Transportes (PET) da COPPE/UFRJ pela oportunidade de realização do curso de Doutorado em Engenharia de Transportes.

Ao CNPQ pelo apoio financeiro ao longo do curso.

Ao professor e orientador Licinio pelo apoio, amizade, dedicação, orientação rigorosa e competente. Agradeço também pela paciência e disposição em me fazer discriminar cronogramas, estruturas, sínteses e, principalmente, a hipótese desta tese!

Ao professor e co-orientador Respicio, minha gratidão sem fim pelo aprendizado acadêmico e por estar sempre pronto a colaborar com este trabalho. Agradeço também toda a amizade dispensada ao longo desses últimos anos.

Ao professor Paulo Afonso Lopes da Silva que muito considero e que nunca poupou esforços em colaborar e dedicar sua atenção a mais esse trabalho. A quem devo o aprendizado, dentre tantos outros, de que “O óbvio precisa ser dito!”.

Aos professores Carlos Alberto Nunes Cosenza, Marcello G. Teixeira e Márcio P. S. Santos pelo incentivo, valiosas e intensas contribuições ao desenvolvimento deste trabalho.

Aos demais membros da Banca Examinadora, professores Carlos David Nassi, Márcio de Almeida D’Agosto e Marcus Vinicius Quintella Cury por terem gentilmente aceitado participar desta Banca e pelo tempo dedicado à apreciação desta dissertação.

A todos os professores do Programa de Engenharia de Transportes, em especial, aos professores Rômulo, Ronaldo e Hostílio pelas aulas e debates sempre frutíferos.

Aos amigos do PET, em especial, aos companheiros de classe (Gustavo, Mário, Priscila, Roberta, Rafael, Eduardo e Vinícia), todos da secretaria (Helena, Jane, Alberto e Cláudia), Lamipet (André e Luciano) e CEDOC (Cássia, Reinaldo e Giselly).

A todos das bibliotecas dos campi que sempre me atendiam com enorme carinho, em especial, ao pessoal do Núcleo de Computação Eletrônica (NCE), do Instituto de Matemática (IM) e da COPPEAD.

Ao grande amigo e colaborador André Dulce G. Maia por todo o companheirismo, pelas discussões técnicas no ramo “estatístico” da Tese, materiais gentilmente cedidos e valiosos conselhos.

Também aos grandes amigos Marcelo Sucena e Sandro Filippo pelo incentivo a todo o tempo e discussões técnicas no ramo “nebuloso” da Tese.

A minha amiga Jussara pelas discussões técnicas no ramo “empresas aéreas e aviação comercial” da Tese e pela imensa atenção e presteza.

A todos os amigos que direta ou indiretamente contribuíram para que este trabalho se solidificasse.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

TÉCNICA HÍBRIDA (DISCRIMINANTE – FUZZY) PARA AVALIAÇÃO DE SITUAÇÃO ECONÔMICO-FINANCEIRA DE EMPRESAS AÉREAS

Vladimir Lima da Silva

Março/2009

Orientadores: Licínio da Silva Portugal

Respício Antonio do Espírito Santo Jr.

Programa: Engenharia de Transportes

A proposta desta Tese foi baseada na construção de um modelo que permitisse a avaliação, caracterização e o monitoramento de situação econômica e financeira de companhias de transporte aéreo. Como etapa inicial, foram conduzidos estudos relacionados às principais técnicas utilizadas na modelagem de sistemas de classificação de solvência/falência de companhias aéreas. Na fase seguinte, desenvolveu-se um modelo híbrido (discriminante-fuzzy) de modo que os arranjos e disposições de indicadores qualitativos e/ou quantitativos puderam estar de acordo com a proposição de uma aplicação de baixo custo, fácil implementação computacional e de saídas intuitivas para o usuário. O resultado observado com a aplicação do novo modelo às amostras de teste e validação (1170 demonstrativos financeiros) foi de 100% de acerto nas classificações.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor in Science (D.Sc.)

HYBRID FINANCIAL STATEMENT ANALYSIS TECHNIQUE
(DISCRIMINANT-FUZZY) TO AIRLINES FINANCIAL SCORING

Vladimir Lima da Silva

March/2009

Advisors: Licinio da Silva Portugal

Respicio Antonio do Espírito Santo Jr.

Department: Transport Engineering

This work presents a theoretical model for airlines' financial performance scoring, monitoring and classification. To develop this new model, in first place, the main theoretical aspects of companies' default predicting methods are analyzed. Later, based upon a *linear discriminant analysis* and *fuzzy logic* modeling process, the model's equations, herein called *Hybrid Financial Statement Technique (HFSAT)*, are presented. The results obtained by means of *HFSAT* application show the robustness of the method, in addition to its simple and low cost computational implementation, intuitive and easy-to-use outputs for all levels of end-users. The application of the new model to the test and validation set of financial statements (1170) resulted on 100% of correct prediction.

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO.....	1
1.1.	OBJETIVO	2
1.2.	JUSTIFICATIVA	3
1.3.	CONTRIBUIÇÃO E ORIGINALIDADE	5
1.4.	HIPÓTESE DO TRABALHO	8
1.5.	ESTRUTURA DO TRABALHO	8
2.	A AVIAÇÃO COMERCIAL CIVIL E AS CONDIÇÕES DE LIQUIDEZ E FINANCIAMENTOS.....	11
2.1.	GESTÃO DE RISCOS E DESEMPENHO FINANCEIRO DE COMPANHIAS AÉREAS.....	14
2.2.	DEMONSTRATIVOS FINANCEIROS	22
2.3.	DEMONSTRATIVO DE RESULTADO DO EXERCÍCIO (DRE)	24
2.4.	BALANÇO PATRIMONIAL (BP)	25
2.5.	INDICADORES ECONÔMICO-FINANCEIROS	27
2.6.	MÉTODOS ORTODOXOS DE AVALIAÇÃO ECONÔMICO-FINANCEIRA ...	30
3.	PREVISÃO DE FALÊNCIA E INSOLVÊNCIA: UMA REVISÃO ACERCA DOS PRINCIPAIS MODELOS DE AVALIAÇÃO ECONÔMICO-FINANCEIROS DE EMPRESAS AÉREAS.....	33
3.1.	DIFERENCIAÇÕES INICIAIS: INSOLVÊNCIA, FALÊNCIA E CONCORDATA DE EMPRESAS	33
3.2.	MODELOS DE PREVISÃO DE FALÊNCIA/INSOLVÊNCIA E DE ANÁLISE DE SITUAÇÃO ECONÔMICO-FINANCEIRA	35
3.2.1.	Modelos “Ad Hoc”	35
3.2.2.	Modelos Baseados em Técnicas de Análise Multivariada.....	36
3.2.2.1.	Análise Discriminante	36
3.2.2.2.	Modelo Logit	42
3.2.3.	Modelos Baseados em Inteligência Artificial	46
3.2.3.1.	Algoritmos Genéticos	47

3.2.3.2.	Redes Neurais Artificiais.....	52
3.2.3.3.	Lógica Fuzzy	56
3.2.4.	Modelo Híbrido	62
3.3.	MODELOS DE PREVISÃO: SÍNTESE	63
4.	ELABORAÇÃO DO MODELO HÍBRIDO.....	66
4.1.	CONSOLIDAÇÃO DOS DEMONSTRATIVOS FINANCEIROS.....	68
4.2.	CÁLCULO E ADEQUAÇÃO DE INDICADORES	69
4.3.	IDENTIFICAÇÃO DE “OUTLIERS”	70
4.4.	TESTE DE NORMALIDADE E TRANSFORMAÇÃO DE VARIÁVEIS	72
4.5.	SELEÇÃO DE INDICADORES E TESTES DE MULTICOLINEARIDADE.....	75
4.6.	COMPOSIÇÃO DA AMOSTRA DE TESTE E DE VALIDAÇÃO	80
4.7.	APLICAÇÃO DE ANÁLISE DISCRIMINANTE LINEAR AO CONJUNTO DE DADOS GERADOS	85
4.7.1.	Avaliação dos Pressupostos da Análise Discriminante	85
4.7.1.1.	Correlação Linear e Covariância dos grupos.....	85
4.7.1.2.	Diferenças de Médias e Desvios-Padrão	87
4.7.1.3.	Igualdade das Matrizes de Covariâncias	89
4.7.1.4.	Teste Lambda de Wilk para Igualdade de Médias	90
4.7.1.5.	Aplicação da Análise Discriminante	91
4.7.1.6.	Método Enter	92
4.7.1.7.	Método Stepwise	95
4.7.1.8.	Escolha da Forma Discriminante.....	97
4.8.	DETERMINAÇÃO DO SISTEMA DE INFERÊNCIA FUZZY	98
4.8.1.	Variável de Entrada	98
4.8.2.	Valores de Suporte.....	99
4.8.3.	Processo de Fuzzificação	99
4.8.4.	Teste de Aderência do Modelo Híbrido.....	103
4.8.4.1.	Resultados da Função Discriminante (ADL)	103
4.8.4.2.	Resultados do Modelo Híbrido.....	104

5.	METODOLOGIA APLICADA E REFINAMENTOS	106
5.1.	ORDENAÇÃO EM ESCALA DE INTERVALO FECHADO (0 A 10)	106
5.2.	IMPLEMENTAÇÃO DO HFSAT	112
5.2.1.	Heurística Aplicada em Planilhas Eletrônicas	112
5.2.2.	Aplicação Dirigida.....	113
6.	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	117

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	121
---	------------

APÊNDICE	127
Apêndice I – Amostra gerada por meio de processo de simulação	127
Apêndice II – Forma de Cálculo de Indicadores Econômico-Financeiros Consideradas ..	130
Apêndice III – Balanços Patrimoniais e Demonstrativos de Resultado de Exercício	131
Apêndice IV – Aplicação e Aderência do Modelo Híbrido	137
Apêndice V – V-Score: Estatística Descritiva.....	141

LISTA DE FIGURAS

Figura 2. 1: Histórico Airbus de Ordens e Entregas de Aeronaves.....	12
Figura 2. 2: Histórico Boeing de Ordens e Entregas de Aeronaves	13
Figura 2. 3: Matriz de Análise de Frequência-Severidade	18
Figura 2. 4: Variação Percentual de Encomendas e Resultado de Empresas Aéreas	20
Figura 2. 5: Lucro/Prejuízo Globais de Empresas Aéreas	20
Figura 2. 6: Análise Horizontal e Vertical do Balanço Patrimonial – Empresa Alfa	31
Figura 2. 7: Análise Horizontal e Vertical do DRE – Empresa Alfa	32
Figura 3. 1: Função Discriminante e Separação entre Elementos dos Grupos 1 e 2.....	38
Figura 3. 2: Ponto de Corte e Centróides (z_i)	40
Figura 3. 3: Representação do Modelo Logit.....	43
Figura 3. 4: Exemplo de Aplicação de Modelo Logístico.....	45
Figura 3. 5: Algoritmo Genético e Função de Adaptação.....	48
Figura 3. 6: Algoritmo Genético e Método da Roleta Aplicado a $F(x_i)$	50
Figura 3. 7: Representação de Neurônio	53
Figura 3. 8: Representação de Funcionamento de Neurônio Artificial.....	55
Figura 3. 9: Representação de Conjuntos Fuzzy	58
Figura 3. 10: Representação de Conjuntos Fuzzy para Maturidade de Indivíduos.....	59
Figura 3. 11: Representação de Sistema Fuzzy.....	60
Figura 3. 12: Conjuntos Fuzzy do Modelo.....	62
Figura 4. 1: Fluxo Geral de Processos de Elaboração do Novo Modelo.....	67
Figura 4. 2: Representação do Efeito na Regressão (presença de “outlier”)	70
Figura 4. 3: Representação do Efeito na Regressão (sem “outlier”)	70
Figura 4. 4: Tela de Parametrização do Solver	74
Figura 4. 5: Tela de Diagnóstico de Multicolinearidade.....	77
Figura 4. 6: Geração de Número Pseudo-Aleatório (Distribuição de Gauss) no SPSS	83
Figura 4. 7: Uso de Matriz de Covariância de Grupos Separados	90
Figura 4. 8: Funções Discriminantes – Método <i>Enter</i>	94
Figura 4. 9: Distribuição de Frequência – Grupo “Saudável”	100

Figura 4. 10: Distribuição de Frequência – Grupo “Razoável”	100
Figura 4. 11: Distribuição de Frequência – Grupo “Insolvente”	101
Figura 4. 12: Caracterização do Modelo Híbrido (Discriminante-Fuzzy)	102
Figura 5. 1: Formas Trapezoidal e Triangular de Número Fuzzy	107
Figura 5. 2: Forma Triangular com Suportes Negativos de Números Fuzzy.....	107
Figura 5. 3: Percentis e <i>V-Score</i> Correspondente.....	109

LISTA DE QUADROS

Quadro 2. 1: Média de Indicadores Econômico-Financeiros de Companhias Aéreas	
Americanas (1973-2006)	14
Quadro 2. 2: Média de Indicadores Econômico-Financeiros de Companhias Aéreas	
Americanas (1973-2006)	15
Quadro 2. 3: Média de Indicadores Econômico-Financeiros de Companhias Aéreas do	
Reino Unido (1973-2006).....	16
Quadro 2. 4: Lucro/Prejuízo Líquido de Empresas Regulares no Estados Unidos em 2001	
.....	21
Quadro 2. 5: Demonstração do Resultado do Exercício	25
Quadro 2. 6: Balanço Patrimonial e Arranjo das Contas do Ativo e Passivo	27
Quadro 2. 7: Medidas de desempenho por área e ponto de vista.....	29
 Quadro 3. 1: Função Discriminante: Aplicação e Classificação.....	41
Quadro 3. 2: Algoritmo Genético e Inicialização da População.....	49
Quadro 3. 3: Algoritmo Genético e Avaliação da Adaptação Média da População.....	51
Quadro 3. 4: Resolução de Exemplo de Aplicação de Rede Neural.....	56
Quadro 3. 5: Características Principais dos Modelos de Análise de Demonstrativos	
Financeiros de Companhias Aéreas.....	64
 Quadro 4. 1: Valores Críticos pelo Critério de Chauvanet	71
Quadro 4. 2: Valores de λ com Emprego da Transformação de Box-Cox	74
Quadro 4. 3: Testes de Normalidade com o Emprego das Estatísticas K-S e S-W	75
Quadro 4. 4: Teste de Colinearidade pelo Critério do Fator de Inflação da Variância.....	78
Quadro 4. 5: Teste de Colinearidade pelo Critério do Índice de Condição	78
Quadro 4. 6: Teste de Colinearidade pelo Critério do Fator de Inflação da Variância com	
Remoção do Índice de Liquidez Seca.....	79
Quadro 4. 7: Teste de Colinearidade pelo Critério do Índice de Condição com Remoção	
do Índice de Liquidez Seca.....	79
Quadro 4. 8: Parâmetros (μ e σ) das Variáveis Seleccionadas	83
Quadro 4. 9: Matriz de Covariância e Correlação de Variáveis Grupadas	86

Quadro 4. 10: Estatísticas dos Grupos	88
Quadro 4. 11: Teste M de Box para Matriz de Covariância	90
Quadro 4. 12: Teste Lambda de Wilk para Igualdade de Médias.....	91
Quadro 4. 13: Coeficientes das Funções Discriminantes Canônicas - Método <i>Enter</i>	92
Quadro 4. 14: Centróides das Funções Discriminantes - Método <i>Enter</i>	93
Quadro 4. 15: Autovalores das Funções Discriminantes - Método <i>Enter</i>	93
Quadro 4. 16: Teste Lambda de Wilk para as Funções Discriminantes - Método <i>Enter</i> ..	93
Quadro 4. 17: Resultado de Funções Discriminantes - Método <i>Enter</i>	94
Quadro 4. 18: Coeficientes da Função Discriminante Canônica - Método <i>Stepwise</i>	96
Quadro 4. 19: Centróides da Função Discriminante - Método <i>Stepwise</i>	96
Quadro 4. 20: Autovalores da Função Discriminante - Método <i>Stepwise</i>	96
Quadro 4. 21: Teste Lambda de Wilk para a Função Discriminante - Método <i>Stepwise</i> ..	96
Quadro 4. 22: Resultado de Classificação da Função Discriminante - Método <i>Stepwise</i> .	97
Quadro 4. 23: Comparativo Análise Discriminante $\times$ Modelo Híbrido	103
Quadro 4. 24: Percentual de Sucesso de Classificações com o Uso de Diferentes Técnicas	105

LISTA DE TABELAS

Tabela 5. 1: Análise V-Score e HFSAT – Northwest (2000-2006)	115
Tabela 5. 2: Indicadores Econômico-Financeiros - Northwest (2000-2006)	115
Tabela 5. 3: HFSAT e Classificação de Empresas Aéreas do Reino Unido (2006).....	116
Tabela 5. 4: Indicadores Econômico-Financeiros Complementares de Empresas Aéreas do Reino Unido (2006)	116

GLOSSÁRIO

5C'S DO CRÉDITO: Referente aos aspectos caráter, capacidade, capital, condições e colateral, comumente utilizados em avaliações de crédito.

AMOSTRA DE TESTE E DE VALIDAÇÃO: Quando da aplicação do modelo discriminante, corresponde à partição do conjunto de dados para a elaboração da função discriminante. A primeira é utilizada para a obtenção da função linear, a segunda, para medir seu poder de classificação. Ao testar o poder de classificação das duas amostras, tem-se o poder global de classificação da função discriminante.

BALANÇO PATRIMONIAL (BP): Evidencia a estrutura econômica e financeira de uma empresa em determinado período.

COLINEARIDADE: Corresponde à condição de dependências lineares entre as variáveis independentes (regressores). A multicolinearidade corresponde à situação em que mais de duas variáveis são colineares.

CURTOSE: Medida de achatamento que indica o quão diferente uma distribuição é da distribuição normal. Um valor positivo indica um pico afiado, agudo, “ombros” finos e caudas espessas do que a distribuição normal (o contrário acontece quando o valor é negativo). A curtose, resultado da divisão do momento centrado de 4ª ordem pela variância ao quadrado, é dividida em Leptocúrtica (valores maiores que 3), Mesocúrtica (igual a 3) e Platicúrtica (valores menores que 3) - (SILVA, 2004).

DEMONSTRATIVO DE RESULTADO DO EXERCÍCIO (DRE): Demonstrativo que evidencia o lucro ou prejuízo de determinada companhia em determinado período.

FUZZYFICAÇÃO: Processo de atribuição de pertinências aos valores das variáveis.

GREY ZONES: Região onde ocorrem erros de classificação de elementos (*missclassification*) da função discriminante.

HFSAT: Acrônimo para *Hybrid Financial Statement Analysis Techniq*, Modelo Híbrido de Análise de Demonstrativos Financeiros.

ÍNDICES DE LIQUIDEZ: Indicadores que têm por objetivo medir a capacidade de pagamento da empresa.

LÓGICA CRISP: É a lógica formal. A lógica crisp (booleana) lida com situações muitas vezes determinísticas e precisas (SILVA, 2004).

OUTLIERS: Valores atípicos ou extremos nas observações. Para o caso de regressões, produzem efeitos de mudança na forma da função obtida. Esses valores devem ser subtraídos do grupo das observações que serão utilizadas para a geração do modelo.

SKEWNESS: *Skewness* é uma medida de assimetria. Um valor negativo significa viesamento para a esquerda enquanto que um valor positivo indica viesamento para a direita. Um valor zero não necessariamente indica simetria (SILVA, 2004).

TESTES DE NORMALIDADE: Os testes de normalidade realizam a comparação da distribuição teórica com a distribuição a ser testada. O teste Komolgorov-Smirnov (indicado para $n > 50$) compara a curva de frequência cumulativa dos dados com a função de distribuição teórica. Quando as duas curvas se sobrepõem, a estatística de teste é calculada por meio da máxima diferença entre ambas. O teste Anderson-Darling mede o quadrado da distância dos pontos da distribuição a um ajuste de curva normal com maiores pesos para os valores da cauda. Um menor valor desse teste indica uma melhor aproximação da normal (SILVA, 2004).

V-SCORE: Pontuação de situação econômico-financeira de determinada companhia atribuída por meio do método discriminante elaborado neste trabalho.

1. INTRODUÇÃO

As duras crises que por vezes assolam o setor aéreo, não apenas no mercado brasileiro, são motivos de grande preocupação e há urgente necessidade de se realizar estudos específicos que possam avaliar não somente aspectos operacionais das empresas aéreas, mas também aqueles relacionados às finanças corporativas. O engessamento da atividade aérea em razão não apenas de crises econômicas ou de distúrbios nas relações políticas entre países, mas também por conta do alto índice de endividamento das companhias, deve ser motivo de um maior envolvimento do Poder Público no fomento e regulação da atividade.

Outro aspecto importante é que, nesse cenário dinâmico e de mudanças quase sempre irreversíveis, torna-se premente que os gestores e empresários do setor aéreo conduzam esforços no sentido de que sejam identificadas potencialidades internas e externas e que essas possam tomar parte do processo de maximização do valor dos serviços oferecidos e que possam refletir em ganhos para os agentes envolvidos (passageiros, investidores, etc).

Quando da atuação dos gestores e ação dos demais agentes do “sistema transporte aéreo”, é importante salientar o que argumenta SILVEIRA (2003), que considera “as guerras tarifárias, concorrência predatória, fusões e aquisições, má gestão, falências, abusos de posição dominante, tentativas de conluio, entre outras, algumas imperfeições comuns nessa indústria que, via de regra, têm contribuído para que ela esteja entre as de menor margem de lucro”.

Nesse mesmo sentido e assinalando o fato da complexidade e do cuidado que se deve haver quando da elaboração de políticas voltadas para o transporte aéreo, ESPÍRITO SANTO JR. (2000), chama a atenção para a “dinâmica das transformações e a tendência natural de oligopolização da indústria do transporte aéreo que sobrepujaram as intenções da política de flexibilização adotada no Brasil”.

No Brasil, a flexibilização do setor aéreo iniciada em 1991 permitiu a entrada de novas empresas aéreas no país, e, a partir daquele momento, as empresas aéreas nacionais preocuparam-se em realizar parcerias de modo que pudessem, de certo modo, fazer frente

ao novo quadro de concorrência. Apesar da apuração dos índices de regularidade, pontualidade (e a partir desses, a eficiência operacional) pelo extinto Departamento de Aviação Civil (DAC), atualmente, Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC), pouco é feito para a efetiva construção de um modelo de avaliação de desempenho econômico-financeiro que permita compreender melhor a situação das empresas aéreas. E que possa, ainda, refletir em um modelo de apoio ao processo de tomada de decisão.

A Proposta desta Tese é baseada na construção de um modelo que permita a avaliação, caracterização e o monitoramento da situação econômica e financeira de companhias de transporte aéreo. Para a consecução do modelo, serão conduzidos estudos relacionados às finanças de companhias de modo que os arranjos e disposições de indicadores qualitativos e/ou quantitativos possam estar de acordo com a proposição de uma aplicação de um modelo de baixo custo de implementação computacional, intuitivo para o usuário final, eficiente e eficaz.

1.1. OBJETIVO

A crescente onda de falências e insolvências que atinge a aviação comercial no mundo é motivo de intenso estudo e preocupação por parte de analistas financeiros, acionistas e, entre outros, o poder público. A complexidade inerente a um setor demandante de grandes montas de capital para fazer frente às necessidades de investimento leva a crer que ferramentas mais precisas, robustas e com maior facilidade de implementação devam ser consideradas de forma que o processo de tomada de decisão seja mais claramente entendido e levado adiante. O presente trabalho tem por objetivo a obtenção de um novo modelo de avaliação de situação econômica e financeira por meio de um “*score*” que sirva de apoio ao processo de tomada de decisão inerente à atividade no setor.

Como objetivos secundários, espera-se que o novo modelo seja capaz de:

- Realizar *ranking* das companhias e classificá-las, estabelecendo um *score* para cada empresa.

- Ser implementado em planilhas eletrônicas convencionais e ter saídas intuitivas para os usuários.

1.2. JUSTIFICATIVA

As oscilações nas taxas de câmbio, o avanço dos preços de combustíveis e lubrificantes, as medidas baseadas em segurança de vôo e restrições de entrada em países como os Estados Unidos, as pressões de acionistas por maiores retornos, a entrada em operação de aeronaves mais modernas, mas, ao mesmo tempo, com custos de aquisição mais elevados, além dos movimentos e oscilações, sobretudo nos aspectos concernentes à demanda, compõe boa parte do universo complexo de rupturas enfrentadas pelo corpo gestor das empresas aéreas. A despeito e/ou baseadas em todas essas questões, a indústria de transporte aéreo vem sofrendo uma série de transformações ao longo dos anos recentes.

Essas transformações suscitam, ainda, implicações nos mais diferentes segmentos da aviação civil. Seus desdobramentos alcançam, sobremaneira, as empresas de crédito financeiro, novos investidores, o poder público, além de provedores de equipamentos e serviços que atuam com prazos de pagamentos dilatados (*e.g.* empresas de fornecimento de combustíveis e aviônicos).

Ressalta-se que, no centro e convergindo todos os aspectos já mencionados, uma questão bastante particular desperta o interesse de analistas de finanças corporativas, trabalhadores e um sem número de atores envolvidos direta ou indiretamente com o transporte aéreo: a viabilidade econômico-financeira de uma determinada companhia ao longo do tempo. Sobre esse tema, pode-se dizer que muitos pesquisadores têm somado grandes esforços para a melhor compreensão dos fatores que acarretam a insolvência e/ou falência de grandes, médias ou pequenas empresas.

Para MOSSMAN *et al.* (1998), a preocupação com a saúde financeira das organizações é assunto crítico para acionistas internos e externos. Os autores argumentam que empregados e administradores (acionistas internos) possuem diferentes níveis de investimento na

companhia em que trabalham e que pode ser difícil transferi-los para outras empresas. No que diz respeito aos acionistas externos (clientes, fornecedores, entidades financeiras etc.), argumentam que investidores podem enxergar a empresa de forma diferente em tempos de fraco desempenho em relação aos de prosperidade.

BARLA e KOO (1999) salientam que, nos Estados Unidos e sobre o resguardo da Lei de Falência (*Chapter 11*), distúrbios no processo competitivo do setor aéreo podem ser verificados. Uma das principais razões que os autores apontam para esse fato é que a companhia pode tornar mais baixos seus custos operacionais e transferir essa redução de custos para seus preços.

Já ROSE-GREEN e DAWKINS (2002), avaliam os pedidos de falência sob a ótica financeira e das estratégias organizacionais. Seus estudos procuram identificar as diferenças entre os pedidos estratégicos de falência *versus* pedidos de falência financeira e demonstram que as empresas que realizam pedidos estratégicos, de forma geral, experimentam significativamente menor rentabilidade no período anterior ao pedido do que aquelas cujos pedidos são baseados em suas finanças.

Segundo HOL (2007), os bancos utilizam modelos de predição como uma ferramenta para monitorar o risco de crédito em seu portfólio e assim reduzir o montante do capital que deve ser mantido em reserva ou salvaguardado.

De forma resumida, no que tange aos aspectos econômico-financeiros e de produção de empresas, fundamentalmente no que diz respeito ao transporte aéreo, é possível verificar as seguintes preocupações dos diversos agentes (empresas de crédito financeiro, acionistas e investidores, poder público e fornecedores) que orbitam no sistema de aviação comercial:

1. Capacidade de pagamento de dívidas contraídas.
2. Análise de pedidos de novos créditos financeiros.
3. Risco financeiro de empréstimos.
4. Risco de venda com pagamento duvidoso.
5. Risco de transferência de débitos para outras partes.
6. Retorno de investimento.

7. Distúrbios no processo competitivo por mudança de estratégia de preços.
8. Aspectos concernentes à geração de emprego e qualificação.
9. Capacidade de prover serviços de transporte/mobilidade à sociedade.
10. Movimento (ou “*status quo*”) de regulação do setor por parte do poder público.

Assim, a justificativa maior deste trabalho é a de ir ao encontro de expectativas, preocupações e necessidades dos diversos agentes que interagem com o sistema de aviação comercial a medida em que provê um importante método de apoio às suas decisões, desonerando o analista do complexo e moroso processo de análise de demonstrativos financeiros (notadamente, dos balanços patrimoniais e demonstrações de resultado do exercício), bem como proporcionando ao usuário da informação um método intuitivo de avaliação, com menores custos quando da produção de *software* específico ou quando da implementação via *softwares* de planilhas eletrônicas convencionais.

1.3. CONTRIBUIÇÃO E ORIGINALIDADE

De forma geral, um sistema de classificação automatizado tem como base a aplicação de técnicas econométricas multivariadas ou de inteligência artificial. Recentemente, porém, alguns pesquisadores vêm tentando realizar a combinação dessas técnicas de modo que sejam minimizados os erros decorrentes de falhas nos processos de classificação. Como exemplos, podem ser citados:

- O sistema de aprendizado em cascata para classificação de doenças do diabetes proposto por POLAT *et al.* (2006) é construído a partir da Análise Discriminante Generalizada (ADG) e da “*Least Square Support Vector Machine*” (método baseado no “*Support Vector Machine*”. O modelo empregou programação quadrática e obteve 82,05% de precisão nas classificações.
- Utilizando-se das medidas de sensibilidade e especificidade, o sistema inteligente baseado na análise discriminante e em um sistema de inferência neuro-fuzzy para o diagnóstico de doenças cardiovasculares (SENGUR, 2007) apresenta,

respectivamente, 95,9% e 94% de sucesso. Ainda na área da medicina, os estudos de LUAN *et al.* (2007) utilizando a ADL apresentou precisão global (amostra de teste e de validação) de 81,9%.

- GHIAUS (2005), em seus estudos a respeito da previsão das classes de concentração de ozônio em regime de brisa do mar, aponta um poder de classificação de 98% do método discriminante. Já WU e ZHOU (2006) apresentaram um comparativo entre os métodos “*Fuzzy Discriminant Analysis*” (FDA) e “*Kernel Fuzzy Discriminant Analysis*” com a base de dados flores íris. Seus estudos apontam um percentual de acerto de 89,3% para a FDA, enquanto que a técnica KFDA apresentou 93,3% de acerto.
- Os modelos de análise econômico-financeiros que este trabalho cita nas seções posteriores e que se utilizam de técnicas multivariadas ou de inteligência artificial não obtêm êxito total na classificação, inclusive, apresentam margens de erro de cerca de 10% ou mais (*vide* quadro 4.24).

De fato, pesquisadores das diversas áreas das ciências (*e.g.* medicina, biologia, administração, economia, ciências agrárias) têm procurado desenvolver modelos que possibilitem realizar a separação de elementos entre elementos de diversos grupos de características comuns, operando com modelos elaborados a partir de combinações de técnicas de classificação.

Ainda não inteiramente explorado, porém, é o uso da análise discriminante linear conjugada à lógica fuzzy e aplicada a sistemas de categorização dicotômicos ou multicotômicos. Nesse caso, é importante notar que, de forma geral, os métodos que se utilizam de mecanismos baseados na lógica fuzzy na tentativa de melhoria da precisão das classificações, fazem-no na matriz de dados originais (matriz de regressão da análise discriminante) por meio de atribuição de graus de pertinências aos diversos conjuntos de dados. No presente trabalho, a consecução de um novo modelo é caracterizada pela construção de um conjunto de funções de avaliação de situação econômica e financeira de empresas aéreas baseada na utilização da lógica de Zadeh no processo de modelagem

iniciado a partir da análise discriminante linear através da inserção de uma função de pertinência (integral-fuzzy) com a forma de uma curva de Gauss entre dois conjuntos cujos parâmetros, média e desvio padrão, são determinados pelos centróides da função discriminante. Conseqüentemente e valendo-se da propriedade da diminuição dos valores de pertinência nas áreas das caudas da integral-fuzzy ($+\infty$ ou $-\infty$), a pretensão da combinação das duas técnicas em um novo modelo não é o de maximizar o afastamento dos grupos, mas a de caracterizar uma classe de elementos cujos aspectos constitutivos e/ou atributos definidos pela função discriminante correspondam a uma área de intersecção entre os dois conjuntos principais.

Assim, o aprofundamento na utilização de tecnologias que possam emular o processo humano de diferenciação de elementos, como a lógica fuzzy, e a sua combinação com modelos econométricos multivariados são também aspectos que contribuem para que o presente Trabalho seja considerado relevante e que ofereça grande benefício quando de sua implementação. Salienta-se que os custos com o desenvolvimento de “software específico” baseado em seus algoritmos são realmente menores, quando comparados com aqueles desenvolvidos a partir de técnicas convencionais (análises ortodoxas) ou de inteligência artificial, em razão de tornar a tarefa de desenvolvimento computacional de menor complexidade e de maior rapidez.

Quanto à forma algébrica do modelo proposto, apóia-se nas técnicas convencionais baseadas na análise discriminante linear que, por sua vez, segundo FUKUNAGA (1990) *apud* (PARK e LEE, 2008), realiza a redução de dimensão para maximizar o afastamento (separação) das classes em um espaço dimensional reduzido. Apóia-se também na lógica fuzzy para o alcance de maior exatidão da classificação dos elementos nos grupos (função discriminante), já que por conta das “grey zones” a eficiência do emprego da técnica multivariada é prejudicada.

1.4. HIPÓTESE DO TRABALHO

Em função das necessidades e preocupações dos diversos agentes que interagem com a indústria do transporte aéreo, sobretudo quanto às questões ligadas às companhias de aviação de transporte regular de passageiros, a hipótese fundamental que norteia o trabalho é a possibilidade de se construir um novo modelo de classificação de situação econômico-financeira baseado na técnica de análise multivariada de dados, especificamente, a análise discriminante, e na sua conjugação com a lógica concebida por Zadeh, a lógica fuzzy. Espera-se, portanto, que o novo modelo possa efetuar a classificação de diferentes companhias aéreas em relação a sua condição de solvência (precisão próxima ou igual a 100%), apresentando-se como alternativa consistente em relação aos métodos usualmente empregados (*e.g. ad hoc*, logit, discriminante e redes neurais).

1.5. ESTRUTURA DO TRABALHO

O presente trabalho está estruturado em seis capítulos.

CAPÍTULO 1: INTRODUÇÃO

É o presente capítulo e tem por finalidade apresentar as bases e fundamentos nos quais a importância e originalidade deste trabalho repousam.

CAPÍTULO 2: A INDÚSTRIA DO TRANSPORTE AÉREO E AS CONDIÇÕES DE LIQUIDEZ E FINANCIAMENTOS

Este capítulo aborda, de maneira geral, aspectos conjunturais relacionados aos resultados financeiros de empresas aéreas, lançando foco sobre as peças fundamentais que formam a base dos métodos de análise fundamentalista: Balanço Patrimonial (BP) e Demonstrativo de Resultado de Exercício (DRE). A partir desses documentos serão realçadas as aplicações da análise vertical, análise horizontal e definidos e caracterizados os principais indicadores (liquidez, solvência, rentabilidade, estrutura etc.) utilizados convencionalmente em diagnósticos econômico-financeiros de empresas.

CAPÍTULO 3: PREVISÃO DE FALÊNCIA E INSOLVÊNCIA: UMA REVISÃO ACERCA DOS PRINCIPAIS MODELOS DE AVALIAÇÃO ECONÔMICO-FINANCEIROS DE EMPRESAS AÉREAS

Este capítulo da tese tem por objetivo principal apresentar uma revisão acerca dos diferentes modelos de avaliação econômico-financeira (não convencionais) e de previsão de falência/insolvência de empresas utilizados para balizar decisões no âmbito do transporte aéreo comercial. No texto são apresentados modelos construídos a partir de técnicas “*ad hoc*”, econométricas (logit e discriminante) e de inteligência artificial (redes neurais, algoritmos genéticos e fuzzy), além de análise comparativa e restrições quanto às suas aplicações.

CAPÍTULO 4: ELABORAÇÃO DO MODELO HÍBRIDO

O capítulo 4 trata da construção do modelo híbrido, objetivo deste trabalho, e tem como fatores estruturantes: Os processos e etapas da modelagem; a fundamentação teórica; o plano de coleta de dados; detalhamento do trabalho estatístico; além da aplicação e análise de resultados da nova técnica.

CAPÍTULO 5: METODOLOGIA APLICADA E REFINAMENTOS

Este capítulo tem por objetivo a finalização do modelo híbrido, dotando-o de recursos que permitam a maior facilidade de uso por parte do usuário final da informação, concentrando esforços no estabelecimento de ordenamento por meio de escala de pontuação intuitiva (0 a 10), bem como no conjunto de heurísticas para implementação em planilhas eletrônicas convencionais. Uma aplicação dirigida é apresentada de modo que seja possível a reprodução do modelo em ambiente de trabalho (realidade organizacional de análise).

CAPÍTULO 6: CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Este capítulo trata das conclusões acerca do modelo de avaliação proposto, suas características, vantagens, desvantagens e faz recomendações para o desenvolvimento de um programa-aplicativo que seja capaz de realizar os diversos cálculos inerentes a cada módulo e ainda, que possa funcionar como uma base de dados para manutenção das informações.

APÊNDICE

Apresenta o complemento às argumentações realizadas ao longo da dissertação. Compreende a descrição da amostra gerada por meio de processo de simulação dos valores das variáveis utilizadas para a exemplificação do uso da Análise Discriminante ao caso de identificação de gasolina adulterada; a apresentação da forma de cálculo de indicadores econômico-financeiros considerados na modelagem híbrida; os resultados dos cálculos de indicadores econômico-financeiros aplicados aos balanços patrimoniais e demonstrativos de resultado de exercício (consolidados por meio dos anuários estatísticos da Agência Nacional de Aviação Civil – ANAC), determinando assim a amostra de validação; os resultados da aplicação e teste de aderência do modelo híbrido; e, por fim, o conjunto de dados estatísticos relacionados ao V-Score (*score* do modelo híbrido).

2. A AVIAÇÃO COMERCIAL CIVIL E AS CONDIÇÕES DE LIQUIDEZ E FINANCIAMENTOS

Nos dias atuais e como consequência da crise econômica global iniciada em 2008 nos Estados Unidos, a indústria do transporte aéreo apresenta um cenário bastante desafiador e diz respeito ao enfrentamento da falta de liquidez e de seus impactos no financiamento de novas aeronaves para dar prosseguimento aos planos de expansão e modernização das companhias aéreas pelo mundo.

Nesse novo contexto, ao mesmo tempo em que readequam suas estruturas e processos internos com vistas ao aperfeiçoamento dos instrumentos de avaliação de concessão de créditos, bancos, financeiras e empresas de leasing tornam-se mais restritivos e igualmente rigorosos nas operações de financiamento.

Para FLINT (2008), “a indústria do transporte aéreo está se preparando para o que pode ser uma grave retração no tráfego em 2009 tanto quanto havia se preparado para absorver um número recorde de novas aeronaves, e no mesmo ponto em que a crise global de crédito advoga que o capital para financiar essas mesmas aeronaves está em férias por tempo indeterminado”.

De fato, o número de encomendas da fabricante Airbus, que crescera a um ritmo de 1,7% ao ano na década de 90, cresceu ao extraordinário ritmo de 14,5% ao ano no período de 2000 a 2007, representando um aumento no número de pedidos da ordem de 157,9%. Quanto ao número de entregas, que no ano de 1999 bateu a casa das 294 aeronaves, a companhia ostentou, no ano de 2007, a notável marca de 453 novos aparelhos no mercado.

Em contrapartida, no ano de 2008, a europeia Airbus exibia, até o final do mês de novembro, 756 novas encomendas. Esses pedidos, se comparados ao ano anterior (1341 aparelhos), sinalizam um abrandamento no resultado das operações da fabricante. A figura 2.1 apresenta o desempenho operacional da Airbus entre 1974 e novembro de 2008 em número de encomendas e de entregas.

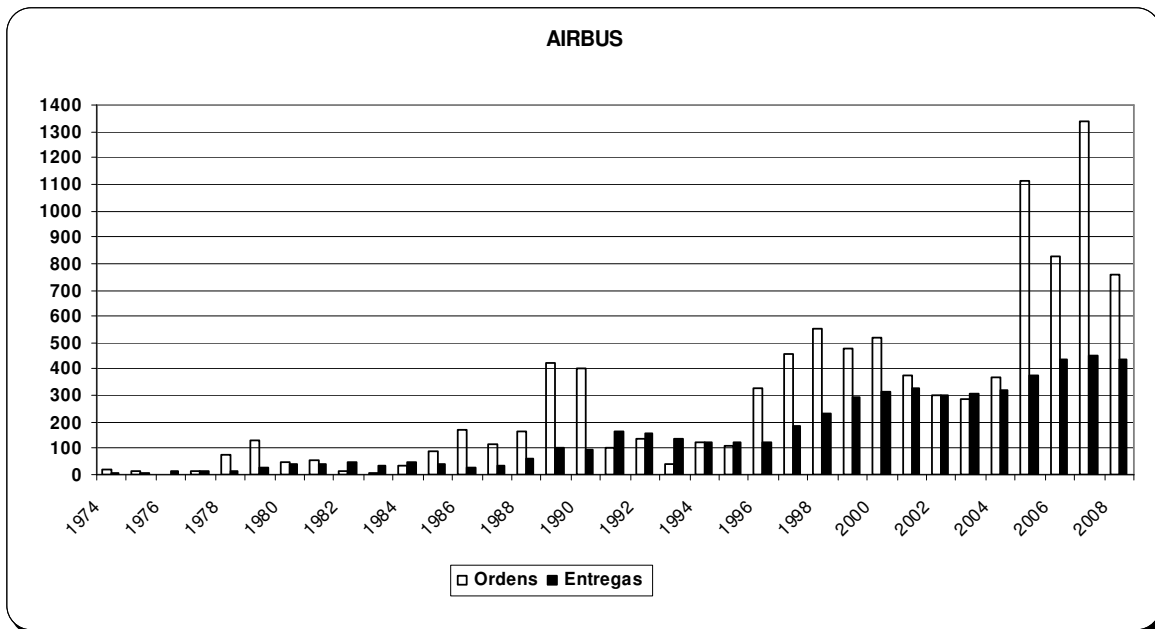


Figura 2. 1: Histórico Airbus de Ordens e Entregas de Aeronaves

Fonte: Airbus Orders and Deliveries Summary (2008)

Para a americana Boeing, que rivaliza com a fabricante europeia, os resultados do fechamento de 2008 representam um recrudescimento da crise, já que os números de encomendas foram, respectivamente para os anos de 2005 a 2008: 1022, 1054, 1422 e 645. Quanto ao número de entregas, que fechou em 441 aeronaves no ano de 2007, encolheu para 334 no ano seguinte, 2008. A figura 2.2 apresenta o desempenho operacional da Boeing em número de encomendas e de entregas.

É importante salientar que as encomendas efetuadas aos grandes fabricantes não são apenas realizadas por companhias aéreas, mas também por grandes bancos ou empresas de leasing (os chamados *lessors*). Assim sendo, MORREL (2002) argumenta que o *lessor* pode ser um banco ou uma companhia especialista em *leasing*, enquanto que o *lessee*, de forma geral, será uma empresa aérea.

A *GE Commercial Aviation Services* (GECAS), braço da *General Electric* para aviação comercial, conforme FLINT (2008), por exemplo, detém/administra uma frota de 1.833 aeronaves que representam o montante de US\$ 42,8 bilhões. Logo em seguida e não menos importante, ainda segundo o autor, a *International Lease Finance Corporation* (ILFC),

braço do conglomerado *American International Group Company* (AIG), detém/administra uma frota de 1.027 aparelhos cujo valor estimado é de US\$ 41,7 bilhões.

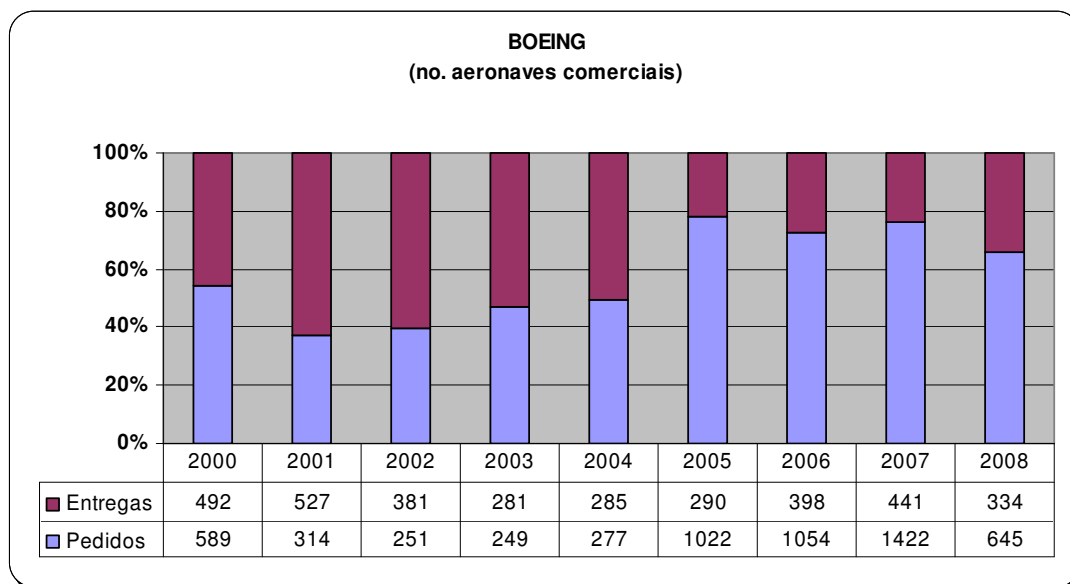


Figura 2. 2: Histórico Boeing de Ordens e Entregas de Aeronaves

Fonte: Boeing Commercial Orders and Deliveries (2008)

Apontando um mercado de US\$ 148,4 bilhões e de 5.699 aeronaves, considerando-se apenas os 20 maiores *lessors* (FLINT, 2008), torna-se bastante compreensível que o impacto da redução do número de aeronaves absorvidas pelo mercado deva ser também examinado por meio do desempenho financeiro das companhias aéreas. Isso acontece porque, em face de uma crise ainda sem o devido entendimento de seus desdobramentos (*vide* HEINEMANN, 2008 *apud* FLINT, 2008), as empresas aéreas têm de reconsiderar e ponderar acerca de suas decisões e planejamento financeiro. Além do que, as restrições de crédito e condições de pagamento fazem com que os executivos e administradores de instituições financeiras e das companhias aéreas verifiquem os riscos dessas mesmas operações de crédito com maior cuidado e também de seus impactos econômico-financeiros.

2.1. GESTÃO DE RISCOS E DESEMPENHO FINANCEIRO DE COMPANHIAS AÉREAS

A prudência quanto ao desempenho financeiro de empresas aéreas tornou-se elemento fundamental para a caracterização de sistemas de apoio à decisão na indústria do transporte aéreo, sobretudo quando da análise da redução da lucratividade associada ao aumento da probabilidade do número de acidentes e incidentes nas operações da aviação comercial. Esse fato é corroborado pelas evidências quanto às implicações de uma gestão financeira deficiente (ou de um estado de insolvência) nas políticas de segurança das companhias (*vide* ROSE, 1990).

Nos Estados Unidos, tendo como base os anuários econômicos da *International Civil Aviation Organization* (ICAO, 2006) e que exibem as demonstrações financeiras de companhias aéreas regulares, torna-se possível determinar alguns indicadores econômico-financeiros que dão conta de caracterizar os principais aspectos estruturais das companhias norte-americanas. Assim, o quadro 2.1 reflete: (a) o alto grau de endividamento das empresas do setor (0,824), calculado por meio da razão *obrigações pelo total do ativo*; (b) a baixa rentabilidade dos ativos (-4,04%), *lucros ou prejuízos do exercício pelo total do ativo*; e (c) as diminutas margens operacionais (1,38%), *lucros ou prejuízos do exercício pelo total das receitas operacionais*, e líquida (-0,04%), calculada por meio da razão *lucros ou prejuízos do exercício pela soma das receitas operacionais e não operacionais*.

Quadro 2. 1: Média de Indicadores Econômico-Financeiros de Companhias Aéreas Americanas (1973-2006)

Grau Endividamento	Liquidez		Rentabilidade do Ativo	Margem	
	Corrente	Geral		Operacional	Líquida
0,824	0,934	0,629	-4,04%	1,38%	-0,04%

O Quadro 2.2 detalha os valores médios obtidos nos diversos anos que constituem a base de dados. Notam-se os melhores momentos porque passou a aviação comercial civil naquele país, anos de 1977, 1978, 1997 e 1998, quando os valores de margem operacional bateram à casa dos 6,3% (1998) e rentabilidade média dos ativos na casa dos 8,7% (1977).

Quadro 2. 2: Média de Indicadores Econômico-Financeiros de Companhias Aéreas Americanas (1973-2006)

Ano	Grau Endividamento	Liquidez		Rentabilidade do Ativo	Margem	
		Corrente	Geral		Operacional	Líquida
1973	0,560	1,047	0,526	0,6%	3,5%	3,6%
1974	0,549	1,133	0,551	3,6%	5,6%	5,5%
1975	0,585	1,149	0,534	-3,5%	-0,5%	-0,5%
1976	0,600	1,035	0,547	-0,7%	3,4%	3,5%
1977	0,519	1,181	0,686	8,7%	6,0%	6,0%
1978	0,527	1,173	0,628	6,7%	5,9%	5,9%
1979	0,589	0,910	0,563	1,5%	0,4%	0,3%
1980	0,686	0,742	0,456	-2,3%	-2,9%	-3,0%
1981	0,642	0,817	0,453	-0,4%	0,6%	0,6%
1982	0,674	0,795	0,456	-2,2%	-2,3%	-2,5%
1983	0,692	0,743	0,480	-1,3%	0,4%	0,3%
1984	0,746	0,858	0,482	-4,4%	4,5%	4,7%
1985	0,622	0,968	0,512	2,9%	4,8%	4,9%
1986	0,716	0,929	0,460	1,2%	5,1%	5,2%
1987	0,692	0,939	0,476	1,3%	4,6%	4,7%
1988	0,712	0,828	0,527	2,8%	5,4%	5,5%
1989	0,702	0,762	0,567	-1,1%	3,1%	3,2%
1990	0,818	0,666	0,586	-10,1%	-2,6%	-2,8%
1991	0,882	0,644	0,523	-7,5%	-2,6%	-2,6%
1992	0,933	0,667	0,501	-3,7%	-4,1%	-3,9%
1993	0,878	0,844	0,633	-2,0%	1,4%	1,6%
1994	0,773	0,752	0,672	6,1%	1,7%	1,8%
1995	0,781	0,826	0,703	1,0%	4,2%	4,3%
1996	0,806	0,766	0,636	-0,2%	2,3%	2,4%
1997	0,694	0,782	0,682	4,4%	6,1%	6,2%
1998	0,708	0,766	0,623	1,0%	6,3%	6,4%
1999	0,712	0,888	0,734	1,0%	5,1%	5,1%
2000	0,780	0,944	0,764	-3,4%	2,3%	2,4%
2001	1,138	1,063	0,692	-55,8%	-11,7%	-14,0%
2002	0,855	0,896	0,624	1,6%	-2,0%	-2,7%
2003	0,835	1,048	0,679	3,8%	3,8%	4,0%
2004	0,882	1,113	0,720	-10,1%	1,1%	0,3%
2005	1,303	1,089	0,687	-18,6%	0,7%	-16,0%
2006	0,791	1,198	0,706	13,2%	3,7%	4,0%

O Quadro 2.3 traz informações relativas ao desempenho econômico-financeiro de companhias aéreas do Reino Unido e chama a atenção, quando comparadas às empresas norte-americanas, principalmente os anos de 1983/84 e 89/90, quando os valores de margem operacional e líquida superaram a casa dos 9%.

Quadro 2. 3: Média de Indicadores Econômico-Financeiros de Companhias Aéreas do Reino Unido (1973-2006)

Ano	Grau Endividamento	Liquidez		Rentabilidade do Ativo	Margem	
		Corrente	Geral		Operacional	Líquida
1973	0,81	1,05	0,43	2,4%	9,7%	9,9%
1974	0,70	0,63	0,35	-1,3%	-0,1%	-0,1%
1975	0,67	0,79	0,43	-1,9%	0,4%	0,4%
1976	0,77	1,14	0,66	3,9%	6,5%	6,5%
1977	0,78	1,63	0,79	8,7%	4,6%	4,6%
1978	0,86	1,42	0,75	6,1%	3,7%	3,6%
1979	0,84	0,79	0,59	1,6%	1,0%	1,0%
1980	0,90	0,77	0,30	-8,9%	-6,0%	-6,2%
1981	0,93	0,82	0,58	-2,0%	5,8%	6,1%
1983	0,90	0,62	0,32	10,1%	12,3%	12,8%
1984	0,91	0,68	0,40	8,5%	11,5%	12,1%
1985	0,91	0,58	0,34	9,5%	7,3%	7,4%
1986	0,80	0,46	0,39	7,3%	5,7%	5,6%
1987	0,84	0,68	0,41	5,1%	6,4%	6,5%
1988	0,83	0,37	0,30	5,2%	9,7%	10,0%
1989	0,82	0,71	0,42	5,5%	8,1%	8,3%
1990	0,91	0,78	0,45	2,0%	5,0%	5,2%
1991	0,84	0,77	0,51	0,8%	2,1%	2,1%
1992	0,86	0,88	0,59	-1,7%	1,8%	1,9%
1993	0,86	0,85	0,57	-0,2%	0,5%	0,7%
1994	0,87	0,84	0,52	0,9%	3,8%	4,0%
1995	0,86	1,04	0,62	6,8%	9,1%	9,3%
1996	0,82	0,70	0,46	5,8%	5,5%	5,5%
1997	0,78	0,96	0,63	7,9%	6,3%	6,2%
1998	0,79	0,91	0,52	1,8%	2,4%	2,3%
1999	0,85	0,84	0,40	-0,6%	-0,3%	-0,3%
2000	0,92	1,23	0,77	2,1%	-1,4%	-1,4%
2001	0,78	1,40	1,06	2,1%	2,0%	2,0%
2002	0,77	1,19	0,92	2,8%	3,3%	3,3%
2003	0,74	1,09	0,81	1,6%	3,5%	3,6%
2004	0,82	1,12	0,82	2,8%	4,1%	4,2%
2005	0,85	1,24	0,93	3,0%	4,9%	4,9%
2006	0,90	1,26	0,89	-1,5%	4,4%	4,5%

Um outro aspecto a ser considerado, além das características apresentadas pelos indicadores econômico-financeiros das companhias diz respeito ao posicionamento das empresas de seguros e a volatilidade dos prêmios de risco que, segundo ABDEL-BARY, 1991, WELLS e CHADBOURNE, 2000, *apud* LIN e CHANG (2008), são fortemente correlacionados com a experiência prévia da companhia aérea e de seu perfil de voo. Este último diz respeito às características de operação da aeronave, tais como: altitude de cruzeiro e velocidade pretendida, frequência de pousos e decolagens etc.

No modelo concebido por LIN e CHANG (2008) e indicado na figura 2.3, o nível de exposição ao risco, determinado pela frequência e severidade em relação ao impacto financeiro, formam as dimensões, nas quais o posicionamento da companhia quanto à gestão de risco pode concorrer para determinar suas perdas. A definição dos autores está conforme segue:

- ➔ No Quadrante 1, a maior severidade do risco e sua maior frequência de exposição significam que medidas para evitar as perdas ou a adoção de políticas de gestão de crise devem ser implementadas (riscos não transferíveis para outras partes).
- ➔ No Quadrante 2, que representa a baixa frequência de exposição, mas uma alta severidade (grande impacto financeiro), as características das perdas são importantes para as companhias que detêm um grande volume de ativos sob a administração de riscos. Como as empresas devem evitar pagar por perdas dessa magnitude utilizando-se de recursos próprios, devem estar atentas e transferir essa exposição para outras partes. Assim, o alto custo de um acidente pode ser diminuído pela cobertura do seguro.
- ➔ No Quadrante 3, em razão da baixa frequência de exposição ao risco e do baixo impacto da severidade nas finanças, as companhias podem utilizar-se de programas internos de cobertura de seguros ou mesmo ignorá-los.
- ➔ No Quadrante 4, a frequente exposição ao risco combinada com a baixa severidade do mesmo permitem que a empresa utilize estratégias de

gerenciamento de riscos de modo a prevenir grandes desastres associados a falhar humanas, por exemplo.

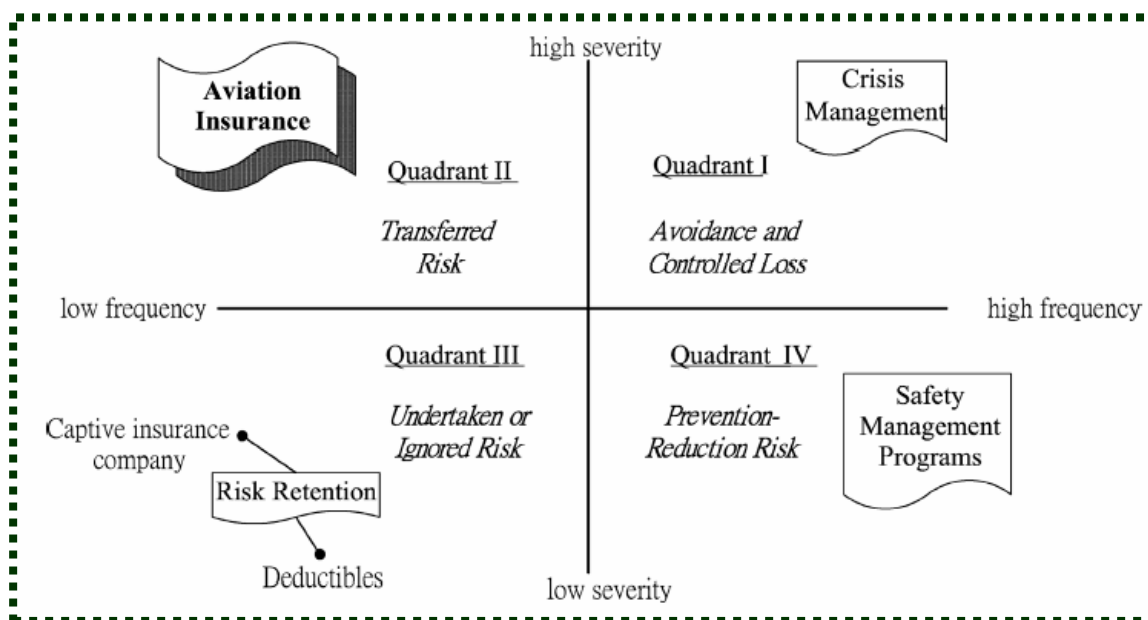


Figura 2. 3: Matriz de Análise de Freqüência-Severidade

Fonte: LIN e CHANG (2008).

Assim, para LIN e CHANG (2008), a gestão de riscos é ferramenta essencial para reduzir os impactos financeiros de acidentes/incidentes em operações de voo nas companhias aéreas, inclusive, fazendo com que os prêmios de seguros sejam também reduzidos.

É importante notar que, se por um lado os administradores e executivos de empresas aéreas têm que estar atentos quanto aos desdobramentos de suas políticas de gestão de riscos, os bancos e agentes de financiamento procuram avaliar os pedidos de crédito financeiro por meio de metodologias que incorporam, além de aspectos subjetivos na análise do tomador do empréstimo, indicadores e variáveis quantitativas de modo que seja estabelecida uma pontuação (*score*) de situação econômica e financeira da empresa.

Isso quer dizer que os comumente difundidos 5C's do crédito (SCHRIKEL, 1998, FARIA, 2006), *caráter* (qualidades relativas ao tomador quanto ao seu histórico de adimplência e propensão a que seja mantida ou estabelecida fidelidade à instituição financiadora, bem

como ética, senso moral ou cumprimento dos compromissos firmados), *capacidade* (competência empresarial por parte do corpo executivo da empresa), *capital* (estudo da estrutura patrimonial da empresa, bem como de sua solidez e geração de receitas), *condições* (fatores conjunturais, ambiente externo à empresa) e *colateral* (garantias aos empréstimos), devem estar devidamente alinhados aos interesses das instituições de crédito que, obviamente, tornar-se-ão expostas a um determinado nível de “*default*” quando do fechamento das operações de financiamento.

Por outro lado, por conta das grandes montas de capital que são transacionados nessas operações de crédito, faz-se extremamente relevante o devido cuidado quanto às avaliações de desempenho econômico-financeiro das aéreas, uma vez que seus ciclos, não raro, têm como efeito uma cadeia de eventos que possui como ponto comum a desestabilização do setor pela transferência de prejuízos aos demais membros da indústria.

Desse modo, uma vez que prejuízos decorrentes das operações sejam incorporados às demonstrações financeiras das empresas, os impactos para toda a indústria do transporte aéreo (fabricantes de aeronaves e de tecnologia embarcada, fornecedores de combustíveis, *lessors*, empresas de crédito financeiro, investidores etc.) serão os mais negativos.

Outro fato importante é a sensibilidade das empresas aéreas quanto à conjuntura econômica porque passa determinado mercado (ou mercados). O desempenho dessas organizações é bastante suscetível a crises econômicas e de saúde pública, guerras ou ações terroristas. Como exemplo, tem-se: a crise do México, de 1995; o 11 de setembro, de 2001; a Síndrome Respiratória Aguda Grave (*Severe Acute Respiratory Syndrome – SARS*), que teve início em novembro de 2002 na China e se espalhou para partes do leste e sudeste da Ásia no ano de 2003; alta do preço do barril de petróleo, cujo valor médio no ano de 2004 era cotado a US\$ 34,62 e que exibiu, no ano de 2008, a média de US\$ 104,77 (até outubro de 2008). A figura 2.4 confronta a variação percentual dos lucros/prejuízos de empresas aéreas regulares com o volume de encomendas da fabricante de aeronaves Airbus.

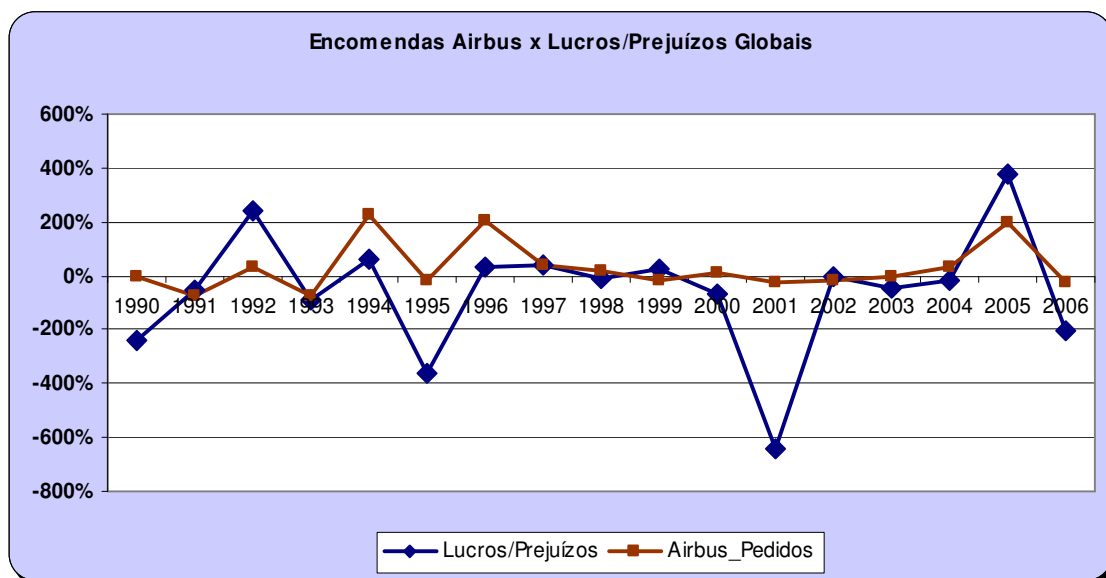


Figura 2. 4: Variação Percentual de Encomendas e Resultado de Empresas Aéreas

Fonte: ICAO Financial Data (2007) e Airbus Orders and Deliveries Summary (2008)

A figura 2.5 exibe os valores de lucro/prejuízo (líquido) globais de 172 empresas regulares. É importante distinguir os valores apresentados no ano de 2001. Naquele ano, onde os prejuízos globais foram da ordem de US\$ 10,8 bilhões, somente as empresas americanas contribuíram com cerca de US\$ 7,9 bilhões em perdas (tabela 2.1).

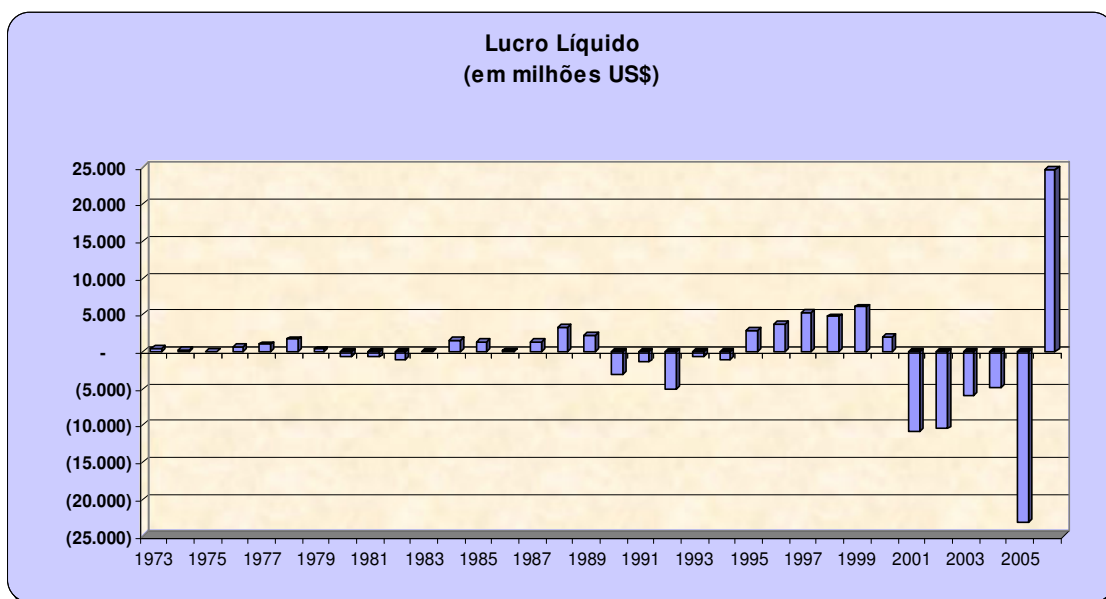


Figura 2. 5: Lucro/Prejuízo Globais de Empresas Aéreas

Fonte: ICAO Financial Data (2007) e Airbus Orders and Deliveries Summary (2008)

Quadro 2. 4: Lucro/Prejuízo Líquido de Empresas Regulares no Estados Unidos em 2001

n	COMPANY	NET PROFIT /LOSS (US\$)	n	COMPANY	NET PROFIT /LOSS (US\$)
1	AIR TRANSPORT INTL	10.806.000	18	GEMINI AIR CARGO	-37.085.000
2	AIRTRAN AIRWAYS	-2.757.000	19	HAWAIIAN AIRLINES	5.069.000
3	ALASKA	-10.106.000	20	HORIZON AIR	-28.105.000
4	ALOHA	-11.082.000	21	KITTY HAWK AIR CARGO	-82.903.000
5	AMERICA WEST	-148.398.000	22	MESABA AVIATION	8.622.000
6	AMERICAN	-1.317.176.000	23	MID-WEST EXPRESS	-12.113.000
7	AMERICAN EAGLE	-226.189.000	24	NORTHWEST	-418.102.000
8	ARROW AIRWAYS	-35.812.000	25	POLAR AIR CARGO	-113.052.000
9	ATA AIRLINES	-78.014.000	26	RYAN INTL AIRLINES	3.772.000
10	ATLANTIC SOUTHEAST	18.117.000	27	SUN COUNTRY	-91.039.000
11	ATLAS AIR	-66.885.000	28	TWA	-412.169.000
12	CHAMPION AIR	6.722.000	29	UNITED	-2.110.209.000
13	CONTINENTAL	-95.142.000	30	UNITED PARCEL	13.951.000
14	DELTA	-1.107.053.000	31	US AIRWAYS	-1.989.407.000
15	EVERGREEN INTL.	-24.807.000	32	USA JET	-15.950.000
16	EXECUTIVE AIRLINES	6.241.000	33	WORLD AIRWAYS	-26.038.000
17	FEDERAL EXPRESS	452.950.000	►	Perdas Líquidas	-7.933.343.000

Fonte: ICAO Financial Data (2007)

Essa sensibilidade aos fatores conjunturais, experimentada pelas companhias aéreas e que suscita argumentos e discussões a respeito de tendências cíclicas na aviação comercial, (figura 2.5), e os valores e riscos inerentes às operações fazem com que a qualidade do conjunto de informações financeiras das empresas seja posto à prova de modo que possa assegurar a confiabilidade dos sistemas de apoio às decisões de concessão de crédito, de realização de investimentos, de capacidade de promoção de serviços de transporte/mobilidade à sociedade, entre outros. Evidências da preocupação quanto à necessidade e qualidade dos demonstrativos financeiros podem ser encontradas em BUSHMAN *et al* (2004), PITTMANA e FORTIN (2004), WITTENBERG-MOERMAN (2008), DOYLE, GE, e MCVAY (2007).

b

2.2. DEMONSTRATIVOS FINANCEIROS

A geração de relatórios para acompanhamento de tarefas, atividades, planos ou programas é sempre crucial em qualquer empreendimento. Eles são responsáveis por tornar o processo de tomada de decisão mais claro em função de permitir uma visão focada em uma determinada característica de um problema. Mais do que isso, os relatórios permitem avaliar estratégias de ação e controle de modo que aspectos negativos possam ser identificados, mitigados ou mesmo eliminados.

Nas finanças corporativas, o principal fornecedor de dados para a construção e elaboração de relatórios financeiros é a contabilidade. É fácil saber o porquê, afinal, é a Contabilidade que registra todas as operações diárias da empresa. De outro modo, para os objetivos de valoração de empresas, apesar de ser possível a utilização de dados advindos da Contabilidade, combinados com projeções acerca de valores futuros, financistas podem utilizar métodos para que sejam estimados valores de mercado para bens, direitos, obrigações e, conseqüentemente, gerar avaliações baseadas nos conceitos de Fluxo de Caixa Descontado ou da Teoria das Opções Reais (*vide* SANTOS e ZOTES, 2005).

Segundo WELSCH e ANTHONY (1977), “a contabilidade foca seus esforços na medição e no relato, em termos monetários, de fluxos de recursos de entrada e saída em organizações, de recursos controlados por organizações, e da recuperação desses recursos”. Os autores ainda argumentam que “a contabilidade fornece uma importante base de informação e uma orientação analítica particular que ajuda o tomador de decisão a compreender as implicações financeiras potenciais e também o potencial das várias alternativas que estão sendo consideradas”.

A caracterização, pela contabilidade, dos recursos de determinada empresa ou organização é realizada com base em seu conjunto de bens, direitos e obrigações, denominado Patrimônio. Por meio do processo de escrituração contábil, que corresponde ao registro de todos os fatos que ocorrem em uma empresa e que produzem variações no patrimônio – operações de compra e venda de produtos, serviços, imóveis, máquinas e equipamentos, pagamento de impostos, juros, contribuições ou patrocínios a eventos de diferentes naturezas e tantas outras operações comuns a uma organização, formam uma base de dados

por meio da qual caracterizam-se as origens e destinações dos recursos da empresa –, são elaborados relatórios para análise e acompanhamento da situação econômico-financeira da organização.

Em outras palavras, pode-se dizer que as operações diárias realizadas pelas companhias são registradas por meio de lançamentos (escrituração contábil) onde os valores, datas, documentos comprobatórios e o histórico da operação são identificados. Cada lançamento é efetuado de acordo com a conta – nome técnico referente aos fatos de mesma categoria e propriedade – e o plano de contas da empresa – ordenamento de contas. Com todos os registros efetuados, a garantia de rastreabilidade de uma operação fica assegurada; mais ainda, com as operações registradas e agrupadas através de contas, o processo de emissão de relatórios que condensem as informações se torna mais veloz e pode ser customizado para atender melhor aos requisitos dos usuários.

Os relatórios, geralmente referidos como demonstrações financeiras ou demonstrações contábeis, têm então a função de expressar, para determinado agente (*e.g.* fornecedores, bancos, clientes, acionistas, governo), e de forma resumida, a posição na qual se encontra a empresa.

Cabe aqui ressaltar, porém, que os Regimes de Competência (quando o registro do documento se dá na data do fato gerador, não importando a data de recebimento ou pagamento) e de Caixa (considera o registro do documento quando estes forem liquidados ou recebidos) encerram diferenças nos valores apresentados nas demonstrações financeiras.

Assim é que, no Regime de Competência, as informações de transações já ocorridas, bem como de obrigações futuras ou direitos realizáveis, fazem parte das demonstrações financeiras por conta do reconhecimento do fato gerador (*e.g.*, evento de compra de um imóvel com pagamento para sessenta dias da data do fechamento da operação).

Já no Regime de Caixa (utilizado de forma mais usual por entidades públicas no Brasil), os recebimentos ou pagamentos são registrados apenas quando do desembolso ou entrada de caixa (espécie ou outro que o valha).

As principais demonstrações financeiras produzidas pela contabilidade são: Demonstrativo de Resultado do Exercício (DRE); Balanço Patrimonial (BP); Demonstrativo de Lucros ou Prejuízos Acumulados (DLPA); Demonstrativo das Mutações do Patrimônio Líquido (DMPL); e Demonstrativo de Fluxo de Caixa. As notas explicativas, que acompanham os documentos, correspondem às ressalvas ou esclarecimentos sobre determinada operação, saldo ou valores constantes das demonstrações e que se julgam poder modificar a situação patrimonial no futuro.

Tradicionalmente, no âmbito da análise econômico-financeira, dois são os documentos fundamentais utilizados para apoiar o processo de avaliação: o Demonstrativo de Resultado do Exercício (DRE) e o Balanço Patrimonial (BP). Esse fato se deve em razão de o analista poder, com base nos valores registrados em cada conta, proceder ao cálculo de indicadores (de rentabilidade, lucratividade etc.) que evidenciem o desempenho das estratégias implementadas pela organização. O demonstrativo de resultado de exercício, o balanço patrimonial e os indicadores econômico-financeiros podem ser caracterizados conforme os itens 2.3, 2.4 e 2.5.

2.3. DEMONSTRATIVO DE RESULTADO DO EXERCÍCIO (DRE)

O Demonstrativo de Resultado de Exercício evidencia, em sua apuração, o resultado das operações da empresa – lucro ou prejuízo – em determinado período. Segundo MATARAZZO (2007), “o DRE é uma demonstração dos aumentos e reduções causados no Patrimônio Líquido pelas operações da empresa. As receitas representam normalmente aumento do Ativo, através de ingresso de novos elementos, como duplicatas a receber ou dinheiro proveniente de transações. Aumentando o Ativo, aumenta o Patrimônio Líquido. As despesas representam redução do Patrimônio Líquido, através de um entre dois caminhos possíveis: redução do Ativo ou aumento do Passivo Exigível”.

A estrutura de contas do DRE obedece à seguinte composição básica (Quadro 2.2):

Quadro 2. 5: Demonstração do Resultado do Exercício

Vendas Brutas
(-) Deduções e abatimentos
(=) Vendas líquidas
(-) Custo das Mercadorias/Produtos/Serviços Prestados
(=) Lucro Bruto Operacional
(-) Despesas operacionais
Despesas com vendas
Despesas administrativas
Resultado Financeiro
(-) Despesas financeiras
(+) Receitas financeiras
Outras despesas operacionais
(=) Lucro líquido operacional
(+) Receitas não-operacionais
(-) Despesas não-operacionais
(=) Lucro antes da provisão para imposto de renda e contribuição social
(-) Provisão para imposto de renda e contribuição social
(=) Lucro após provisão para imposto de renda e contribuição social
(-) Participações
Debêntures
Empregados
Administradores
Partes beneficiárias
Contribuições estatutárias
(=) Lucro (ou prejuízo) líquido do exercício

2.4. BALANÇO PATRIMONIAL (BP)

O Balanço Patrimonial é um dos principais documentos elaborados pela contabilidade e exprime, de maneira objetiva, a estrutura econômica e financeira de uma empresa em um determinado período (exercício fiscal). Como cuidado na consideração dos valores expressos no BP, tem-se a supervalorização ou subestimação dos ativos e/ou obrigações por conta das diferenças entre os valores históricos registrados e os praticados no mercado.

HELFERT (2000), argumenta que “o Balanço Patrimonial, preparado a partir de uma data específica, registra as categorias e quantias de ativos empregados pelo negócio (*i.e.*, os

fundos aplicados) e as obrigações devidas aos financiadores e proprietários (*i.e.*, os fundos obtidos)”.

Para MATARAZZO (2007), o BP “é a demonstração que apresenta todos os bens e direitos da empresa – Ativo –, assim como as obrigações – Passivo Exigível – em determinada data. A diferença entre Ativo e passivo é chamada Patrimônio Líquido e representa o capital investido pelos proprietários da empresa, quer através de recursos trazidos de fora da empresa, quer gerados por esta em suas operações e retidos internamente”.

No Brasil, a Lei das S.A. (6.404 DE 15/12/1976 e a nova lei das S.A. - Lei 10.303 de 31 de outubro de 2001) determina o arranjo das contas dos diversos demonstrativos financeiros. A composição do Balanço Patrimonial obedece à seguinte estrutura:

Art.179. As contas do Ativo (bens e direitos) serão classificadas do seguinte modo:

I - no ativo circulante: as disponibilidades, os direitos realizáveis no curso do exercício social subsequente e as aplicações de recursos em despesas do exercício seguinte;

II - no ativo realizável a longo prazo: os direitos realizáveis após o término do exercício seguinte, assim como os derivados de vendas, adiantamentos ou empréstimos a sociedades coligadas ou controladas (Art. 243), diretores, acionistas ou participantes no lucro da companhia, que não constituírem negócios usuais na exploração do objeto da companhia;

III - em investimentos: as participações permanentes em outras sociedades e os direitos, de qualquer natureza, não classificáveis no ativo circulante, e que não se destinem à manutenção da atividade da companhia ou da empresa;

IV - no ativo imobilizado: os direitos que tenham por objetivo bens destinados à manutenção das atividades da companhia e da empresa, ou exercidos com essa finalidade, inclusive os de propriedade industrial ou comercial;

V - no ativo diferido: as aplicações de recursos em despesas que contribuirão para a formação do resultado de mais de um exercício social, inclusive os juros pagos ou creditados aos acionistas durante o período que anteceder o início das operações sociais.

§ 2º. No Passivo (obrigações), as contas serão classificadas nos seguintes grupos:

a) passivo circulante;

- b) *passivo exigível a longo prazo;*
- c) *resultados de exercícios futuros;*
- d) *patrimônio líquido, dividido em capital social, reservas de capital, reservas de reavaliação, reservas de lucros e lucros ou prejuízos acumulados.*

Um exemplo para a disposição das contas do Balanço Patrimonial pode ser observado conforme o quadro 2.3:

Quadro 2. 6: Balanço Patrimonial e Arranjo das Contas do Ativo e Passivo

BALANÇO PATRIMONIAL	
ATIVO	PASSIVO E PL
Ativo Circulante Disponibilidades Créditos Estoques Investimentos Temporários Despesas Pagas Antecipadamente	Passivo Circulante Obrigações Operacionais Obrigações Provisionadas Passivo Exigível a Longo Prazo Obrigações Operacionais
Ativo Realizável a Longo Prazo Créditos Investimentos Despesas Antecipadas	Resultado de Exercícios Futuros Receitas Diferidas
Ativo Permanente Investimentos Imobilizado Ativo Diferido	Patrimônio Líquido Capital Social Reservas de Capital Reserva de Reavaliações Reservas de Lucros Lucros/Prejuízos Acumulados

2.5. INDICADORES ECONÔMICO-FINANCEIROS

A importância de um indicador pode ser definida em uma única e curta elocução: *Não se controla aquilo que não se mede.*

Esse pensamento, que beira um axioma, deixa transparente a necessidade de se estabelecer mecanismos que possam traduzir, de forma objetiva e tempestiva, o grau de distanciamento entre o desempenho real de um sistema e aquele esperado. É com base em indicadores que

é exercido o controle de atividades ou estratégias e, conseqüentemente, a intervenção de modo que os desvios possam ser corrigidos.

Pode-se ainda dizer que o propósito de um indicador é o de revelar aspectos relacionados ao desempenho de determinado processo ou mesmo sistema por meio do reconhecimento das forças e grandezas atuantes e, em função de seus limites de tolerância, permitir a execução de ações sistemáticas que possam eliminar deficiências ou mitigar impactos e prejuízos.

Na análise econômica e financeira de demonstrativos contábeis, os indicadores são desdobrados em índices que exprimem uma relação matemática do objeto em estudo por meio de divisão entre um numerador e um denominador – uma relação entre contas ou grupo de contas.

CASTRO JR. (2003) concorda com KASSAI (2002) quanto à classificação dos índices. Este último autor afirma que os mesmos podem ser agrupados em:

- Índices de Liquidez – avaliam a capacidade de pagamento da empresa e são construídos com base na relação entre ativos e passivos.
- Índices de Atividade – voltam-se para a análise dos ciclos operacional e financeiro da empresa e podem ser subdivididos em prazo médio de estocagem, pagamentos a fornecedores e recebimento de clientes.
- Índices de Endividamento e Estrutura de Capital – indicam a composição das fontes de recursos da empresa, distinguindo entre capital próprio e de terceiros.
- Índices de Rentabilidade – envolvem as relações entre o retorno auferido pela empresa, comparados ao ativo (investimento total – ROA, do inglês *Return on Assets*) ou ao Patrimônio Líquido (investimento do acionista – ROE, de *Return on Equity*)”.

A utilização de determinado índice ou conjunto deles irá variar em função da necessidade específica do analista. Sobre esse aspecto, HELFERT (2000) argumenta que “para serem funcionais, devem ser entendidos tanto o significado como as limitações do índice escolhido. Antes de começar qualquer tarefa, portanto, o analista deve definir os seguintes

elementos: o ponto de vista adotado (proprietários ou investidores, administradores, fornecedores ou credores); e os objetivos da análise e os padrões potenciais de comparação”. O quadro 2.4 apresenta a classificação empregada pelo autor.

Quadro 2. 7: Medidas de desempenho por área e ponto de vista

Administração	Proprietários	Credores
Análise Operacional	Rentabilidade	Liquidez
Margem bruta margem líquida Análise das despesas operacionais Análise de contribuição Alavancagem operacional Análise comparativa	Retorno sobre patrimônio líquido Retorno sobre capital ordinário Lucro por ação Fluxo de caixa por ação Valorização do preço da ação Retorno total do acionista Análise de valor para o acionista	Índice de liquidez corrente Índice de liquidez seca Índice de liquidez imediata Padrões do fluxo de caixa
Administração de Recursos	Destinação dos Lucros	Alavancagem Financeira
Giro do ativo Administração do capital de giro Giro do estoque Padrões de duplicatas a receber Padrões de duplicatas a pagar Eficiência dos recursos humanos	Dividendos por ação Rendimento dos dividendos Índice de retenção do lucro Cobertura dos dividendos Dividendos <i>versus</i> ativos	Índice exigível sobre ativos Índice de endividamento Exigível total/patrimônio líquido Compensação entre risco/retorno
Rentabilidade	Indicadores de Mercado	Serviço da Dívida
retorno sobre ativos (total ou líquido) Retorno antes dos juros e impostos Investimento em projetos econômicos Retorno do fluxo de caixa sobre o investimento Fluxo de caixa livre Retorno sobre base corrente de valor	Análise do fluxo de caixa Índice de preço/lucro Múltiplos do fluxo de caixa Valor de mercado <i>versus</i> valor de livro Movimento dos preços relativos Valor da empresa	Cobertura dos juros Cobertura de despesas indiretas Análise do fluxo de caixa

Fonte: HELFERT (2000)

Uma compilação acerca dos mais diferentes indicadores econômico-financeiros pode ser encontrada em PEREIRA DA SILVA (1983). O autor ainda apresenta algumas situações de contorno para indicadores cujo denominador apresente valores negativos ou valor 0 (zero).

2.6. MÉTODOS ORTODOXOS DE AVALIAÇÃO ECONÔMICO-FINANCEIRA

Um dos métodos mais recorrentes para avaliação da situação econômica e financeira de empresas é o efetuado a partir do estudo das variações percentuais das contas ou grupos de contas dos demonstrativos contábeis. Os chamados métodos de análise vertical e horizontal são comumente utilizados por analistas, sobretudo para avaliar o comportamento e ações dos executivos e os resultados da organização. Fornecem ainda uma visão sistêmica do mercado em que determinada companhia (ou companhias) está atuando.

Segundo KASSAI (2002), “a análise vertical das demonstrações contábeis tem o objetivo de identificar os itens com maior participação percentual na formação dos ativos, passivos e resultados da empresa”. A autora argumenta ainda que “quando aplicada aos ativos da empresa, a técnica auxilia na identificação das estratégias de investimentos e pode determinar padrões de atuação para empresas de mesmos setores de atividades. Se relacionada aos passivos, representa a distribuição das fontes de financiamento da empresa e pode, novamente ser comparada a padrões para empresas do mesmo setor”.

A análise horizontal, conforme MATARAZZO (2007), “baseia-se na evolução de cada conta de uma série de demonstrações financeiras em relação à demonstração anterior e/ou em relação a uma demonstração financeira básica, geralmente a mais antiga da série”.

No caso do balanço patrimonial, o cálculo da análise vertical leva em conta, como denominador, o total do ativo. Já para o demonstrativo de resultado do exercício, o denominador é o total de receita bruta (podendo também ser considerado o total de receita líquida, ou seja, descontando-se impostos, devoluções e abatimentos).

O objetivo deste tipo de análise, segundo o sustentado por KASSAI (2002), é o de “identificar as contas que sofreram as variações mais relevantes no período. Definem-se, em geral, os valores do primeiro ano do período analisado como base. Pode-se então proceder ao cálculo das variações percentuais anuais e acumuladas”. Quanto ao formato da análise horizontal (encadeada ou anual), a autora complementa: “A análise horizontal

encadeada considera as variações de cada conta em relação a um único período-base. Já na análise anual, o cálculo das variações é feito em relação ao ano anterior”.

As figuras 2.6 e 2.7 exemplificam as aplicações da análise horizontal e vertical em relação aos dados da empresa.

Balanco Patrimonial				1º Período			2º Período			3º Período		
Empresa ALFA				Ano 31/12/2003			Ano 31/12/2004			Ano 31/12/2005		
	Valor	AV	AH		Valor	AV	AH		Valor	AV	AH	
ATIVO												
Ativo Circulante	442347,00	81,24%	100,00 %	1281129,00	88,69%	189,62%	1286530,00	80,72%	190,84%			
Disponível	146291,00	26,87%	100,00 %	818170,00	56,64%	459,28%	620662,00	38,94%	304,27%			
Créditos	270275,00	49,64%	100,00 %	406252,00	28,12%	50,31%	586142,00	36,78%	116,87%			
Estoques	15236,00	2,80%	100,00 %	21038,00	1,46%	38,08%	40683,00	2,55%	167,02%			
Dívidas	10545,00	1,94%	100,00 %	35669,00	2,47%	238,26%	39043,00	2,45%	270,25%			
Ativo Realizável a Longo Prazo	32964,00	6,05%	100,00 %	73582,00	5,09%	123,22%	46738,00	2,93%	41,78%			
Ativo Permanente	69208,00	12,71%	100,00 %	89776,00	6,22%	29,72%	260549,00	16,35%	276,47%			
Investimentos	630,00	0,12%	100,00 %	1260,00	0,09%	100,00%	1829,00	0,11%	190,32%			
Imobilizado	67184,00	12,34%	100,00 %	87911,00	6,03%	30,85%	223263,00	14,01%	232,32%			
Diferido	1394,00	0,26%	100,00 %	605,00	0,04%	-56,60%	35457,00	2,22%	2443,54%			
Total Ativo	544519,00	100,00%	100,00 %	1444487,00	100,00%	165,28%	1593817,00	100,00%	192,70%			
PASSIVO												
Passivo Circulante	308325,00	56,62%	100,00 %	924098,00	63,97%	199,72%	884523,00	55,50%	186,88%			
Passivo Exigível a Longo Prazo	14717,00	2,70%	100,00 %	23526,00	1,63%	59,06%	23595,00	1,48%	60,32%			
Patrimônio Líquido	221477,00	40,67%	100,00 %	496863,00	34,40%	124,34%	685699,00	43,02%	209,60%			
Capital Social	135700,00	24,92%	100,00 %	135700,00	9,39%	0,00%	526489,00	33,03%	287,98%			
Reservas de Capital	691,00	0,13%	100,00 %	29878,00	2,07%	4223,88%	29878,00	1,87%	4223,88%			
Reservas de Lucro	5579,00	1,02%	100,00 %	0,00	0,00%	-100,00%	122921,00	7,71%	2103,28%			
Reservas de Reavaliação	0,00	0,00%	100,00 %	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---			
Lucros ou Prejuízos Acumulados	79507,00	14,60%	100,00 %	331285,00	22,93%	316,67%	6411,00	0,40%	-91,94%			
Total Passivo	544519,00	100,00%	100,00 %	1444487,00	100,00%	165,28%	1593817,00	100,00%	192,70%			

Figura 2. 6: Análise Horizontal e Vertical do Balanço Patrimonial – Empresa Alfa

Demonstrativo de Resultado de Exercício				1º Período			2º Período			3º Período		
Empresa ALFA				Ano 31/12/2003			Ano 31/12/2004			Ano 31/12/2005		
	Valor	AV	AH	Valor	AV	AH	Valor	AV	AH	Valor	AV	AH
Receita Operacional Bruta	1497393,00	93,93%	100,00 %	2054649,00	95,64%	37,22%	2778084,00	93,93%	85,53%	2778084,00	93,93%	85,53%
Receita de Vão Líquidas	1481273,00	92,92%	100,00 %	1965154,00	91,47%	32,67%	2721298,00	92,92%	83,71%	2721298,00	92,92%	83,71%
Outras Receitas Operacionais	16120,00	1,01%	100,00 %	89495,00	4,17%	455,18%	56786,00	1,01%	252,27%	56786,00	1,01%	252,27%
Deduções da Receita Bruta	-86803,00	-6,07%	100,00 %	-93763,00	-4,36%	-3,14%	-108994,00	-6,07%	12,58%	-108994,00	-6,07%	12,58%
Receita Operacional Líquida	1594196,00	100,00%	100,00 %	2148412,00	100,00%	34,76%	2887078,00	100,00%	81,10%	2887078,00	100,00%	81,10%
Custo dos Serviços Prestados	-905078,00	-56,77%	100,00 %	-1134541,00	-52,81%	25,35%	-1751275,00	-56,77%	93,49%	-1751275,00	-56,77%	93,49%
Custos Operacionais	-905078,00	-56,77%	100,00 %	-1134541,00	-52,81%	25,35%	-1751275,00	-56,77%	93,49%	-1751275,00	-56,77%	93,49%
Outros Custos Operacionais	0,00	0,00%	100,00 %	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---
Lucro Bruto	49512,00	31,08%	100,00 %	826345,00	38,46%	66,77%	917815,00	31,08%	85,23%	917815,00	31,08%	85,23%
Despesas Operacionais	-262598,00	-16,47%	100,00 %	-325022,00	-15,13%	23,77%	-405621,00	-16,47%	54,46%	-405621,00	-16,47%	54,46%
Despesas Comerciais	-137672,00	-12,40%	100,00 %	-268068,00	-12,48%	95,61%	-335722,00	-12,40%	69,84%	-335722,00	-12,40%	69,84%
Despesas Gerais e Administrativas	-64926,00	-4,07%	100,00 %	-56954,00	-2,65%	-12,28%	-68899,00	-4,07%	7,66%	-68899,00	-4,07%	7,66%
Resultado Antes do Resultado Financeiro	430586,00	27,01%	100,00 %	763391,00	35,81%	78,68%	847916,00	27,01%	96,92%	847916,00	27,01%	96,92%
Resultado Financeiro Líquido	-61927,00	-3,88%	100,00 %	11737,00	0,95%	-118,95%	51220,00	-3,88%	-182,71%	51220,00	-3,88%	-182,71%
Depreciação e Amortização	-1388,00	-0,09%	100,00 %	0,00	0,00%	-100,00%	0,00	-0,09%	-100,00%	0,00	-0,09%	-100,00%
Outros Resultados Operacionais	0,00	0,00%	100,00 %	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---
Resultado de Participações	0,00	0,00%	100,00 %	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---
Resultado Equivalência Patrimonial	0,00	0,00%	100,00 %	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---
Resultado Operacional	169599,00	10,64%	100,00 %	513060,00	23,88%	202,51%	563414,00	10,64%	232,20%	563414,00	10,64%	232,20%
Item Extraordinário	0,00	0,00%	100,00 %	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---
Resultado Não Operacional	0,00	0,00%	100,00 %	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---
Receita Não Operacional	0,00	0,00%	100,00 %	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---
Despesas Não Operacionais	0,00	0,00%	100,00 %	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---
Resultado de Participação	0,00	0,00%	100,00 %	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---
Variação Cambial e Monetária	0,00	0,00%	100,00 %	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---
Lucro/Prejuízo antes do Imposto de Renda	169599,00	10,64%	100,00 %	513060,00	23,88%	202,51%	563414,00	10,64%	232,20%	563414,00	10,64%	232,20%
Provisão para o IRI e Contra Social	-60747,00	-3,61%	100,00 %	-163441,00	-7,61%	169,05%	-193748,00	-3,61%	218,94%	-193748,00	-3,61%	218,94%
Provisão para o Imposto de Renda	0,00	0,00%	100,00 %	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---
Reversão Provisão IRI	0,00	0,00%	100,00 %	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---
Imposto de Renda a Restituir	0,00	0,00%	100,00 %	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---
IR Diferido	4192,00	0,26%	100,00 %	0,00	0,00%	-100,00%	0,00	0,26%	-100,00%	0,00	0,26%	-100,00%
Contribuição Social	0,00	0,00%	100,00 %	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---
Participação de Empregados	0,00	0,00%	100,00 %	-27181,00	-1,27%	---	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---
Rev. Juros s/ Capital Próprio	0,00	0,00%	100,00 %	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---	0,00	0,00%	---
Lucro/Prejuízo do Exercício	113044,00	7,09%	100,00 %	322438,00	15,01%	105,23%	369666,00	7,09%	227,01%	369666,00	7,09%	227,01%

Figura 2. 7: Análise Horizontal e Vertical do DRE – Empresa Alfa

Além dos métodos de análise horizontal e vertical, muitos autores, como WINAKOR (*apud* SILVA, 1983) e TAMARI (*apud* SILVA, 1983), dedicaram-se à análise econômico-financeira por meio de múltiplos indicadores. Por esse método, realiza-se a composição de cestas de indicadores com seus respectivos pesos em um composto ponderado. Esse processo, de forma geral, era baseado no conhecimento especialista para a atribuição de pesos a avaliação de aspectos de insolvência da instituição.

3. PREVISÃO DE FALÊNCIA E INSOLVÊNCIA: UMA REVISÃO ACERCA DOS PRINCIPAIS MODELOS DE AVALIAÇÃO ECONÔMICO-FINANCEIROS DE EMPRESAS AÉREAS

A crescente onda de falências e insolvências que atinge a aviação comercial no mundo é motivo de intenso estudo e preocupação por parte de analistas financeiros, acionistas e, entre outros, o poder público. A complexidade inerente a um setor demandante de grandes montas de capital para fazer frente às necessidades de investimento leva a crer que ferramentas mais precisas, robustas e com maior facilidade de implementação devam ser consideradas de forma a que o processo de tomada de decisão seja mais claramente entendido e levado adiante.

O presente capítulo da tese tem por objetivo principal apresentar uma revisão acerca dos diferentes modelos de avaliação de situação econômico-financeira e de previsão de falência/insolvência de empresas utilizados para balizar decisões no âmbito do transporte aéreo comercial. A razão fundamental para escolha de modelos baseados neste segmento reside no fato de que as características da estrutura econômico-financeira dessas empresas (endividamento, rentabilidade, entre outros aspectos) podem ser bastante distantes de outros segmentos. No texto são apresentados modelos construídos a partir de técnicas “*ad hoc*”, econométricas (logit e discriminante) e de inteligência artificial (redes neurais, algoritmos genéticos e fuzzy).

3.1. DIFERENCIAÇÕES INICIAIS: INSOLVÊNCIA, FALÊNCIA E CONCORDATA DE EMPRESAS

Muito comumente referenciados, os métodos de avaliação econômico-financeiros merecem ser mais bem caracterizados para uma melhor compreensão de sua abrangência. De fato, uma empresa insolvente não necessariamente está falida, e é exatamente esse o ponto no qual alguns trabalhos podem ser mais ou menos adequados a um determinado tomador de decisão.

Para ALTMAN (1968) *apud* GIMENES e URIBE-OPAZO (2001), “a insolvência de uma empresa é declarada quando os acionistas recebem uma rentabilidade dos seus investimentos menor do que a rentabilidade oferecida a investimentos de risco similar pelo mercado”.

O trabalho de SILVA *et al.* (2006) foi elaborado fundamentado no conceito de que a insolvência diz respeito à situação em que o patrimônio líquido da companhia é negativo. A origem do estado de insolvência se encontraria, para os autores, basicamente, nos prejuízos realizados ou acumulados pela organização em um determinado (ou ao longo de diferentes) período(s) de tempo.

Enquanto que a falência diz respeito ao processo jurídico de liquidação da companhia (baseado no fato de que a empresa não tem como arcar com seus compromissos ou gerar fluxos que possam recuperar sua capacidade de liquidez), a concordata pressupõe, segundo CARMO MÁRIO (2002), que através da concessão de maior prazo para pagamento (até 24 meses) de suas dívidas ou mesmo pela redução do montante destas (se pagas à vista), ou ambas, a empresa possa recuperar sua solvência.

Isto significa que determinados modelos podem ser elaborados com base em empresas com a quebra decretada em tribunal (falência) ou, de forma diferente, baseados nos mais diversos conceitos de insolvência ou dificuldade financeira (*e.g.* situação em que a empresa apresenta valor de patrimônio líquido negativo, quando se encontra incapacitada de arcar com suas obrigações financeiras na data de vencimento, contas bancárias com saldo descoberto ou valor presente dos fluxos de caixa futuros é negativo).

Outro ponto importante diz respeito à previsão de falência ou de insolvência e à caracterização da situação econômico-financeira da empresa (que pode ir além da abordagem dicotômica de empresas falidas e não falidas, por exemplo). Um determinado agente, tomador de decisão, pode estar mais propenso a analisar, não a situação atual da companhia (boa ou ruim), mas seu “*status*” futuro, realizando então uma diferenciação das empresas em diversos níveis ou condições.

3.2. MODELOS DE PREVISÃO DE FALÊNCIA/INSOLVÊNCIA E DE ANÁLISE DE SITUAÇÃO ECONÔMICO-FINANCEIRA

Segundo SILVA *et al.* (2006), “os métodos ortodoxos de análise de demonstrações financeiras há muito se baseiam nos conceitos de crescimento percentual das contas do ativo e passivo. As *análises vertical* e *horizontal* lançam foco no comportamento da estrutura patrimonial, de receitas e despesas ao longo do tempo (*vide* Capítulo 2). Esses métodos, porém, carecem de instrumentos que permitam uma rápida identificação da situação econômico-financeira da organização, mais ainda, sofrem influência da subjetividade inerente ao processo de interpretação dos dados pelo analista”.

Como alternativa a essas metodologias e como forma de contornar suas restrições, importantes contribuições foram tomando parte do conjunto de ferramentas disponíveis para o processo de análise econômico-financeiro. De forma geral, essas mesmas contribuições podem ser classificadas por meio das técnicas empregadas na sua elaboração: “*ad hoc*”, análise multivariada e baseados em inteligência artificial.

3.2.1. Modelos “*Ad Hoc*”

Um modelo *ad hoc* é um arquétipo elaborado especificamente para o atendimento a um fim declarado ou uma situação bastante particular. Num senso amplo, pode-se dizer que são construídos para uma determinada ocasião ou situação. Uma solução “*ad hoc*” é uma solução não generalista e que não se adequa a diferentes propósitos, atendendo a necessidades de um problema especial.

PINTO *et al.* (2006) apresentaram um modelo baseado na técnica *ad hoc* e cuja implementação se deu no âmbito do Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES). O objetivo do trabalho foi especificar parâmetros para a análise do desempenho econômico-financeiro da *Continental Airlines*. Segundo os autores, “justificou-se o esforço de acompanhamento de solvência “*ad hoc*” em face da importância assumida pelo mercado de transporte aéreo norte-americano como destino das exportações de aeronaves fabricadas pela Embraer e pelo papel assumido pelo BNDES como principal

financiador”. No caso da *Continental Airlines*, os parâmetros selecionados para acompanhamento foram crescimento de vendas e preços de combustível.

Segundo os autores, seus trabalhos futuros devem convergir para a construção de um “painel de controle” a partir do qual se acompanhará a *performance* de variáveis críticas e sua adequação dentro de faixas especificadas para cada empresa.

3.2.2. Modelos Baseados em Técnicas de Análise Multivariada

De acordo com HAIR *et al.* (1998), a Análise Multivariada está relacionada a um grupo de técnicas destinadas à análise de dados e se refere a um conjunto de métodos estatísticos que simultaneamente analisam múltiplas medidas em cada indivíduo ou objeto em estudo.

Os modelos baseados nas técnicas de análise multivariada são bastante difundidos e correspondem aos mais amplamente empregados nas análises e previsões de condições econômico-financeiras. Dentre as técnicas econométricas mais largamente empregadas, destacam-se a análise discriminante e os modelos logit.

3.2.2.1. Análise Discriminante

“A análise discriminante é uma ferramenta estatística utilizada para classificar um determinado elemento (E) num determinado grupo entre os grupos existentes $\pi_1, \dots, \pi_k$. Para isso é necessário que o elemento a ser classificado pertença realmente a um dos grupos, e que sejam conhecidas as características dos elementos dos dois grupos, de modo a permitir a comparação entre as características dos elementos dos diversos grupos. Essas características são especificadas a partir de um conjunto de n variáveis aleatórias $(X_1, \dots, X_n)$ ” (SILVA, 1983).

Para BOUROCHE e SAPORTA (1980) *apud* GIMENES e URIBE-OPAZO (2001), o método discriminante considera um conjunto de indivíduos no qual se observa um caráter qualitativo que toma q ($q \geq 2$) modalidades. É realizada a partição desses conjuntos por

meio da atribuição de valor dessas modalidades (0, 1, 2 etc.) e caracterizados os elementos que definem esses grupos.

Segundo HAIR *et al.* (1998), a análise discriminante é particularmente útil em situações nas quais a amostra total pode ser dividida em grupos baseados na variável dependente, caracterizando as classes conhecidas. Essas classes podem ser representadas por variáveis dicotômicas ou multicotômicas (*e.g.* macho-fêmea / alto-média-baixo). O objetivo primário é o de compreender as diferenças entre os grupos e prever a probabilidade de que uma entidade (indivíduo ou objeto) pertencerá a uma classe particular ou grupo baseado nas diversas variáveis métricas independentes.

O modelo é construído a partir de uma amostra de teste (ou de treinamento) onde são conhecidas, *a priori*, as classes a que cada elemento pertence. Uma função linear baseada na atribuição de pesos às diferentes variáveis dependentes é elaborada de modo que a variância “entre-grupo” seja maximizada em relação à variância “dentro do grupo”. A formulação matemática para a função discriminante é dada como segue:

$$Z = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + \dots + w_nx_n \quad \text{Eq. 3.1}$$

Onde,

Z = *Score* discriminante

w = Peso discriminante da variável i

x_i = Variável independente i

Por meio do cálculo da média dos valores de Z para cada grupo, determina-se o centróide de cada grupo. O centróide indica a localização mais típica de qualquer elemento de um grupo particular, e uma comparação entre os centróides de cada grupo demonstra o quão separados os grupos estão na dimensão em que estão sendo testados (HAIR *et al.*, 1998).

A Figura 3.1 apresenta a aplicação de três funções discriminantes a dois grupos distintos (grupos 1 e 2). Na primeira ilustração (a), o modelo discriminante realiza uma boa distinção entre os elementos de cada grupo. A área de intersecção, comumente chamada de “grey zone” (zona cinza), corresponde a uma área em que a função não consegue identificar a qual dos dois grupos os elementos pertencem. A segunda ilustração (b) apresenta uma

superposição de área bastante ampla, a zona cinza atinge grande parte dos grupos, reduzindo de maneira significativa o poder de classificação do modelo (*misclassification*).

Quanto à função discriminante da figura 3.1 (c), que apresenta uma zona cinza equivalente à área do grupo 2, deve ser descartada em razão da inexistência de capacidade de classificação. Neste exemplo, devem ser verificadas as variáveis dependentes utilizadas na elaboração do modelo de modo que sejam revistas e substituídas por novo conjunto de variáveis.

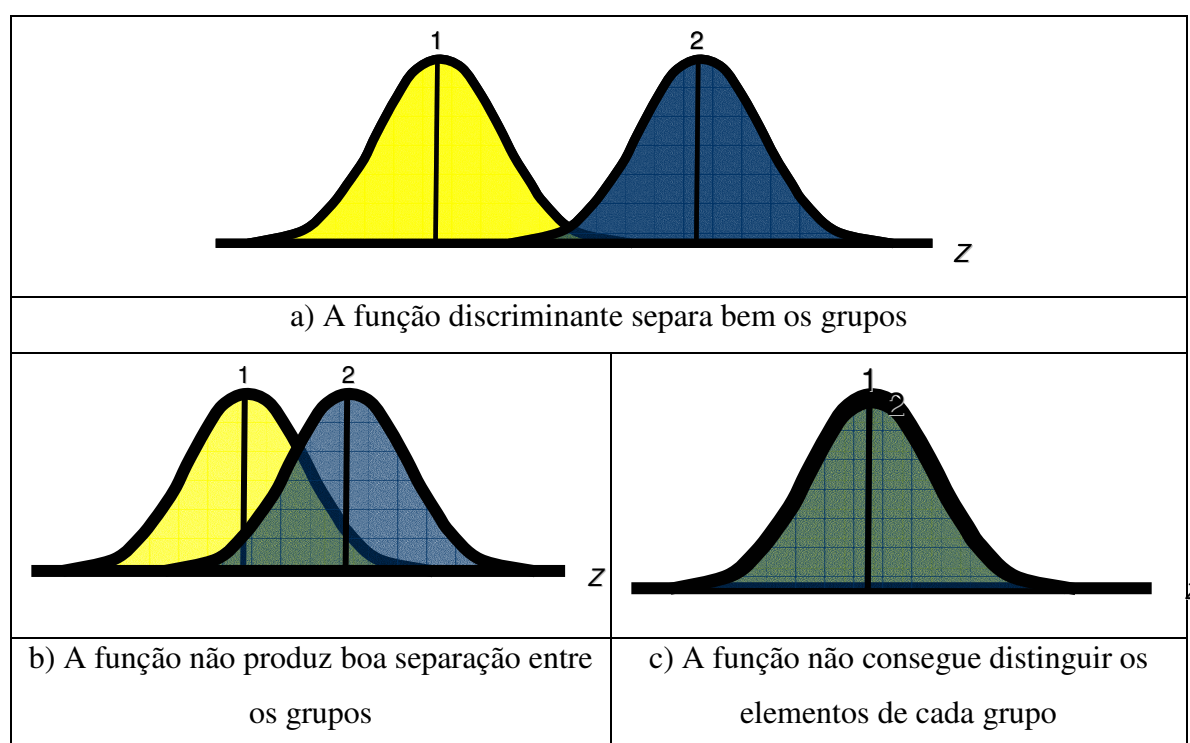


Figura 3. 1: Função Discriminante e Separação entre Elementos dos Grupos 1 e 2

É importante salientar que a função discriminante não é única para os diversos grupos considerados, na verdade, o número de funções discriminantes (NFD) que o modelo gera é igual ao número de grupos menos 1 ($NFD = NG - 1$). Assim, quando se deseja discriminar elementos em três grupos, duas funções são geradas. A primeira função discriminará os elementos do primeiro grupo daqueles do segundo grupo. Já a segunda função realizará a discriminação entre os elementos do segundo e terceiro grupos. Quando da existência de quatro grupos, três funções serão geradas. O maior valor obtido em cada função define a qual grupo pertencerá o elemento.

Uma melhor visualização das características do método discriminante pode ser percebida por meio do seguinte caso: A partir de aspectos econômicos ou financeiros de determinada empresa, realizar sua classificação. Em outras palavras, o enigma consiste em saber qual a condição para a tomada de um empréstimo, se favorável ou não.

Suponha-se então que determinado banco tem por regra que os empréstimos só poderão ser realizados por pessoa jurídica que apresente um pedido cujo valor seja, no máximo, 2% do resultado líquido e de 24% de endividamento (passivo circulante + exigível longo prazo) sobre o total do ativo. Colhidas diversas amostras de indicadores econômico-financeiros de empresas, avaliar-se-á a possibilidade de produzir, por meio da análise discriminante, uma função matemática que tenha como meta a classificação de cada empresa segundo esses indicadores. O Apêndice 1 apresenta a amostra gerada por meio de números “pseudo-aleatórios” (função análise de dados do aplicativo Excel da Microsoft) para a constituição da base de dados de *Favorável* ($Y=1$) e *Não Favorável* ($Y=2$).

De forma a reduzir a complexidade de nosso exemplo, e, ao mesmo tempo, sem proferir grandes debates acerca dos meandros da técnica, testar-se-á a aderência do modelo discriminante a dois casos distintos: *Favorável x Não Favorável*.

Utilizando o software estatístico SPSS e considerando os dados do Apêndice 1 para a separação de *Favorável* ($y=1$) x *Não Favorável* ($y=2$), chegou-se à função discriminante da equação 3.2.

$$Z = 46,083x_1 + 28,209x_2 - 8,112 \quad \text{Eq. 3.2}$$

Onde,

x_1 = percentual sobre resultado líquido

x_2 = endividamento sobre ativo total

Após a obtenção da função discriminante, o passo seguinte é a determinação do “Ponto de Corte” do *score* (valor) discriminante. Segundo HAIR Jr. *et. al.* (1998), o ponto de corte é o limite do valor de Z por meio do qual são baseados os julgamentos relativos à participação de cada elemento em um determinado grupo.

O ponto de corte é determinado por meio da expressão 3.3 e são calculados por meio dos centróides de cada grupo:

$$P_C = \frac{z_A + z_B}{2} \quad \text{Eq. 3.3}$$

Onde,

P_C = Ponto de corte para grupos de mesmo tamanho

z_A = Centróide do grupo A

z_B = Centróide do grupo B

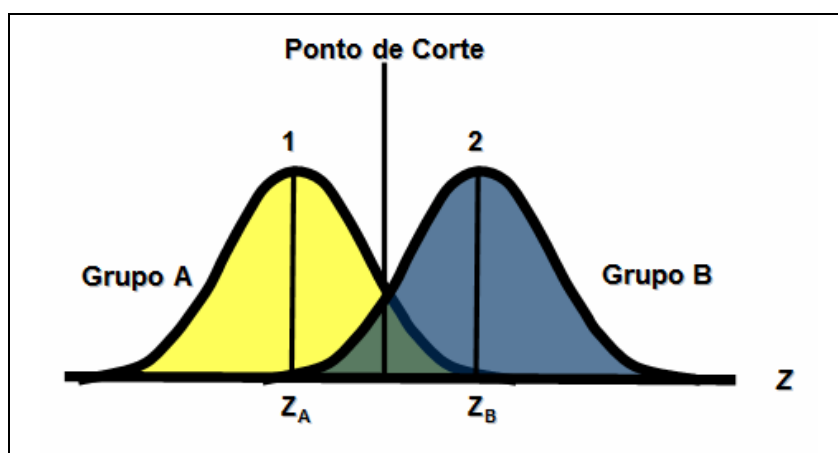


Figura 3. 2: Ponto de Corte e Centróides (z_i)

Como pode ser notado no Apêndice I, os valores dos centróides dos Grupos 1 e 2 são, respectivamente, -1,507 e +1,507. Desse modo, o ponto de separação dos grupos é o valor 0 (zero). Valores de Z menores que zero correspondem a participação do elemento no grupo 1 ($Y = 1$, favorável) e valores maiores que zero correspondem a participação do elemento no grupo 2 ($Y = 2$, não favorável).

A partir dos cinco primeiros elementos da amostra de empresas do Apêndice I, pode-se verificar a classificação atribuída pela função discriminante. Como valores de Z menores que zero correspondem a uma classificação do elemento no grupo 1 (favorável) e maiores que zero no grupo 2 (não favorável), para os dez casos apresentados, a função discriminante obteve 100% de acerto.

Quadro 3. 1: Função Discriminante: Aplicação e Classificação

Condição Favorável (y = 1)				
Y	% sobre Resultado Líquido	Endividamento sobre Ativo Total (%)	Z	Grupo
1	1,9%	23,3%	-0,6386	<i>Favorável</i>
1	1,4%	25,1%	-0,3846	<i>Favorável</i>
1	1,5%	19,5%	-1,9144	<i>Favorável</i>
1	1,3%	18,7%	-2,2257	<i>Favorável</i>
1	1,5%	19,6%	-1,8783	<i>Favorável</i>
Condição Não Favorável (y = 2)				
Y	% sobre Resultado Líquido	Endividamento sobre Ativo Total (%)	Z	Grupo
2	5,5%	29,9%	2,87066	<i>Não Favorável</i>
2	1,7%	33,0%	1,9618	<i>Não Favorável</i>
2	3,4%	31,9%	2,46487	<i>Não Favorável</i>
2	2,4%	34,7%	2,77298	<i>Não Favorável</i>
2	4,7%	27,9%	1,90684	<i>Não Favorável</i>

Com base na análise discriminante, CHOW *et al.* (1991) elaboraram o AIRSCORE. Segundo os autores, por conta das “grey zones” (áreas onde se torna difícil distinguir empresas saudáveis de não saudáveis) o modelo alcançou precisão entre 76% e 83%. Esse resultado é bastante similar aos obtidos por meio dos modelos de ALTMAN, Z-Score e Zeta ® (apud GRITTA *et al.*, 2006) e que não são específicos para a indústria de transporte aéreo de passageiros.

O modelo possui a seguinte formulação:

$$\text{AIRSCORE} = -0,34140X_1 + 0,00003X_2 + 0,36134X_3 \quad \text{Eq. 3.4}$$

Onde,

X_1 = Taxa de retorno / obrigações totais

X_2 = Receitas operacionais / milha aérea

X_3 = Capital social / total de obrigações

Já SILVA e SILVA (2004) empregaram a técnica discriminante para elaboração de modelo baseado no conceito de insolvência aliada ao patrimônio líquido negativo.

$$\text{Grau Z} = 3,05 - 1,005X_1 - 0,48X_2 + 0,0199X_3 \quad \text{Eq. 3.5}$$

Onde,

X_1 = Se Patrimônio Líquido < 0 ; $0; (\text{Patrimônio Líquido} / \text{Total do Ativo}) + 1$

X_2 = Lucro Bruto] / [Total do Ativo]

X_3 = Se Patrimônio Líquido < 0 ; $(\text{Ativo Permanente} / ((\text{Patrimônio Líquido} \times -1) + \text{Ativo Permanente}))$; $\text{Ativo Permanente} / \text{Patrimônio Líquido}$

O trabalho dos autores classificou as empresas em 3 (três) grupos: Grupo 1 (Razoavelmente Saudáveis/Saudáveis), Grau Z menor ou igual a 1,502; Grupo 2 (Desempenho Regular/Alto Risco), Grau Z entre 1,502 e 2,452; e Grupo 3 (Insolvente), Grau Z maior ou igual a 2,452.

3.2.2.2. Modelo Logit

Nas situações onde a variável dependente é dicotômica e que se deseja realizar a predição de estados ou condições qualitativamente contrárias, o modelo de regressão logística, também conhecido como modelo de probabilidade linear, é bastante recomendado.

HAIR *et al.* (1998) afirmam que “os modelos logit são uma combinação de regressão múltipla com a análise discriminante. A análise logit ou regressão logística é semelhante à análise de regressão múltipla em que uma ou mais variáveis independentes são utilizadas para prever uma variável dependente particular. A diferenciação básica entre as duas técnicas está na natureza não-métrica da variável dependente, que é dicotômica (uma pessoa está com boa saúde ou não está, risco de crédito é aceitável ou não etc.)”.

A formulação matemática para o modelo logit é dada conforme a Equação 3.6.

$$P = \frac{\ell^{a+bX}}{1 + \ell^{a+bX}} \quad \text{ou} \quad P = \frac{1}{1 + \ell^{-(a+bX)}} \quad \text{Eq. 3.6}$$

A função da regressão logística assume a forma apresentada na Figura 3.3 e exprime a relação entre a variável independente (x) e a probabilidade de ocorrência do evento (y , variável dependente).

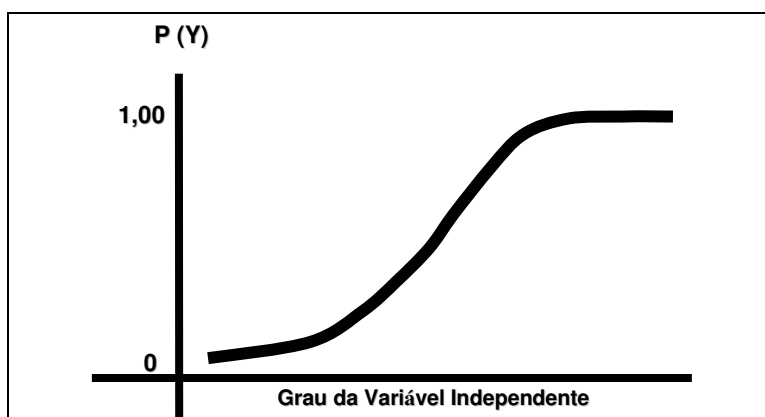


Figura 3. 3: Representação do Modelo Logit

Além da forma da curva do modelo logit, um outro aspecto bastante importante e que torna a regressão logística dessemelhante da regressão múltipla é o fato desta última atingir valores não compreendidos no intervalo de probabilidade $[0, 1]$. Ou seja, em razão de a probabilidade de ocorrência de um evento ser dada por um número que pode variar de 0 a 1, o modelo logit é mais adequado por ser capaz de trabalhar exatamente nesse intervalo. A regressão múltipla admite que os valores associados à variável dependente sejam tanto menores que 0 quanto maiores que 1.

GIMENES e URIBE-OPAZO (2001), destacam que “uma das vantagens do modelo logit é a não existência de restrições quanto à normalidade das variáveis independentes, nem à igualdade das matrizes de covariância dos dois grupos, como ocorre na análise discriminante, onde se pressupõe a existência dessas condições”. Nesse mesmo sentido, CASTRO JR (2003), declara que os modelos baseados em regressões logísticas tornaram-se bastante apreciados por pesquisadores devido aos pressupostos rígidos da análise discriminante.

HAIR *et al.* (1998), enfatizam ainda que a análise logit permite não apenas prever a ocorrência de determinado evento, mas a probabilidade de ocorrência desse evento.

De forma resumida, temos que (adaptado de HAIR *et al.*, 1998):

1. Os modelos logísticos trabalham com a probabilidade de ocorrência de determinado evento $[0, 1]$.
2. À medida em que há um movimento na abscissa (em uma direção ou outra), o uso de regressão linear prediz valores menores que zero e maiores que um. Essa característica é incabível no campo das probabilidades.
3. A regressão logística possui os seguintes parâmetros: média (P) igual a proporção de 1s existentes nos dados; proporção de 0s igual a $1-P$; desvio padrão igual raiz quadrada de $P \times (1 - P)$; e variância igual a $P \times (1 - P)$.
4. Definida conforme a Figura 4.4, a função logística exprime a relação entre a variável dependente e independente(s) por meio de uma curva que lembra um S. Quanto mais próximo do eixo da ordenada, mais próximo de 0 será a probabilidade de ocorrência do evento. Assumindo a direção contrária, a probabilidade de ocorrência do evento será mais próximo de um.
5. A heterocedasticidade, que expressa a pressuposição de variâncias diferentes para as observações, é uma característica da regressão logística. Significa que quando os dados apresentam 60% de 1s (y), a variância será 0,24 ($0,6 \times 0,4$). Para 70% de 1s, a variância será 0,21 ($0,7 \times 0,3$). Desta forma, quanto maior a proporção de 1s, menor a variância. Alternativamente, o modelo linear é baseado na suposição de variâncias constantes ($\text{var}(y_i) = \text{var}(e_i) = \sigma^2$), ou seja, é baseado na presunção de homocedasticidade.

Como exemplo, a Figura 3.4 demonstra a probabilidade de indivíduos, ao longo de suas vidas, conseguirem realizar a aquisição de casa própria. Na abscissa (x) está a idade e na coordenada (y) a probabilidade de o indivíduo possuir ou não casa própria. É possível verificar que, aos 35 anos, um indivíduo tem probabilidade de 75% de possuir casa própria. Aos 40 anos, essa probabilidade cresce para 90%.

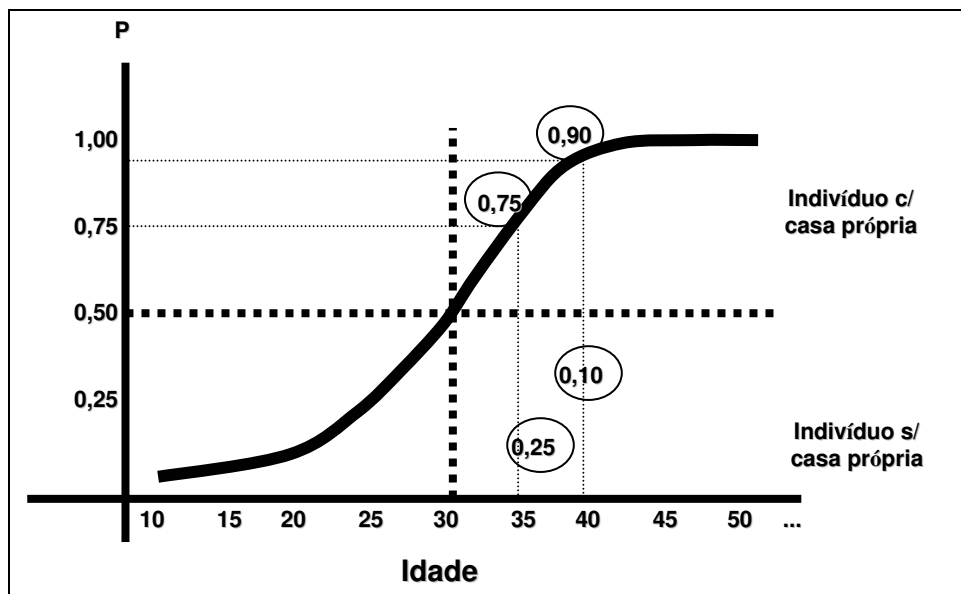


Figura 3. 4: Exemplo de Aplicação de Modelo Logístico

PILARSKI e DIHN (1999) utilizaram um modelo logit para a determinação de falência de empresas aéreas. O modelo foi denominado P-Score e sua forma assume a seguinte expressão:

$$W = -1,98X_1 - 4,95X_2 - 1,96X_3 - 0,14X_4 - 2,38X_5 \quad \text{Eq. 3.7}$$

Onde,

X_1 = receitas operacionais / ativo total

X_2 = Lucros retidos / ativo total

X_3 = Patrimônio / total de dívidas

X_4 = Ativo circulante / maturidade das obrigações

X_5 = Ebit (lucro antes dos impostos e juros) / receitas operacionais

O valor de P é determinado por: $P = 1 / [1 + e^{-W}]$. Assim, o modelo produz como saída, a probabilidade de falência de determinada empresa.

3.2.3. Modelos Baseados em Inteligência Artificial

A Inteligência Artificial (AI) se esforça em compreender as entidades inteligentes no intuito de entendê-las de forma mais extensiva e de permitir que seja possível a construção de mecanismos que possam emular, nos mais diferentes e complexos níveis, o comportamento dessas mesmas entidades.

RICH (1983), afirma que a Inteligência Artificial é o estudo de como fazer os computadores realizarem tarefas em que, no momento, as pessoas são melhores. Segundo a autora, alguns dos primeiros problemas a serem estudados pela IA foram os de jogos e provas de teoremas e resume, conforme a lista abaixo, alguns dos problemas que se enquadram dentro do escopo da Inteligência Artificial:

- jogos;
- prova de teoremas;
- resolução de problemas gerais;
- percepção (visão e fala);
- compreensão de linguagem natural; e
- resolução de problemas especializados (matemática simbólica, diagnose médica, análise química e projeto de engenharia).

Para TURING (1950) *apud* RUSSEL e NORVIG (1995), o comportamento inteligente é a capacidade de se alcançar um nível humano de desempenho em todas as tarefas cognitivas, suficiente para “ludibriar” um interrogador. O “teste de Turing” é baseado na crença de que um sistema operacional inteligente é assim considerado se, ao ser interrogado por uma pessoa, este último não consiga afirmar se esteve diante de uma máquina ou de outro ser humano. Segundo o autor, um sistema baseado em AI deve ser capaz de *processar uma linguagem natural* (para comunicar-se de maneira adequada), *representar o conhecimento* (de modo a armazenar informações fornecidas antes ou durante o processo de interrogação), *argumentar de forma automática* (para utilizar a informação armazenada e

responder a questionamentos e induzir a novas conclusões) e *aprender de forma automatizada* (para adaptar-se a novas circunstâncias e detectar e extrapolar padrões).

Dentre as técnicas de AI utilizadas nas análises econômico-financeiras, destacam-se os Algoritmos Genéticos, as Redes Neurais e a Lógica Fuzzy.

3.2.3.1. Algoritmos Genéticos

Segundo GOLDBERG (1989), os algoritmos genéticos (AG) foram desenvolvidos por John Holland, seus colegas e seus alunos da Universidade de Michigan. Os objetivos dos pesquisadores eram dois: (1) resumir e explicar de maneira rigorosa os processos adaptativos dos sistemas naturais, e (2) desenvolver um software baseado em sistema de inteligência artificial que detivesse os importantes mecanismos dos sistemas naturais.

GOLDBERG (1989) explica que os AGs combinam a sobrevivência do elemento mais apto dentre as estruturas consideradas com uma troca de informação estruturada, porém, aleatória, para dar forma a um algoritmo de busca com aspectos do talento inovador das buscas humanas. A cada geração um novo conjunto de criaturas artificiais é criado e composto por porções da mais hábil criatura anterior; adicionalmente, uma nova parte é tentada de modo que a “população” seja melhorada. Apesar das características aleatórias, os AGs não executam uma caminhada casual, eles exploram eficientemente as informações históricas de modo a esquadrihar novos pontos de busca que permitam um melhor desempenho.

Segundo LUGER (2002), “os algoritmos genéticos (AG) estão baseados em uma metáfora biológica: eles vêem o aprendizado como uma competição entre um conjunto de candidatos a solucionar um determinado problema. Uma ‘função de ajuste’ avalia cada solução para decidir o quanto ela irá contribuir à próxima geração de soluções. Com base em operações análogas e transferência de genes por meio da emulação da reprodução sexual, o algoritmo cria uma nova população de soluções candidatas”.

Na sua forma original, denominada “modelo canônico do AG”, segundo CORREIA (2005), “os indivíduos são representados por cadeias de bits e existem apenas 3 (três) operadores: seleção, recombinação e mutação. Cada um deles explicitamente definido: seleção por roleta; recombinação por cruzamento a um ponto; e mutação bit a bit”.

O funcionamento de um AG pode ser exemplificado tomando-se por base a otimização da função $f(x) = 3x^2 + 20$, com x no intervalo inteiro $[0, 40]$. Essa será a função (função de adaptação) por meio da qual cada indivíduo será avaliado. O intuito, conforme Figura 4.5, é o de que os elementos converjam para o maior valor de x nesse intervalo (0-40), ou seja, 40.

“Na natureza, a adaptação ou aptidão de um indivíduo indica sua habilidade de sobreviver ao ataque de predadores, pestes e aos obstáculos da vida adulta e da subsequente reprodução. A função de adaptação corresponde à função objetivo e é ela o árbitro final no processo de sobrevivência ou morte de determinado indivíduo” (GOLDBERG, 1989).

A partir da determinação da função de adaptação, pode-se proceder ao passo seguinte onde o valor de x será convertido em binário de 6 (seis) bits. Assim, cada indivíduo possuirá um vetor de 6 bits que será chamado cromossoma. O cromossoma (chrôma, cor + sôma, corpo) é uma estrutura constituída por ADN (ácido desoxirribonucleico, o DNA) e proteínas, em número definido para cada espécie, que se tornam visíveis na altura da reprodução celular, pois contém vários genes e outras seqüências de nucleotídeos.

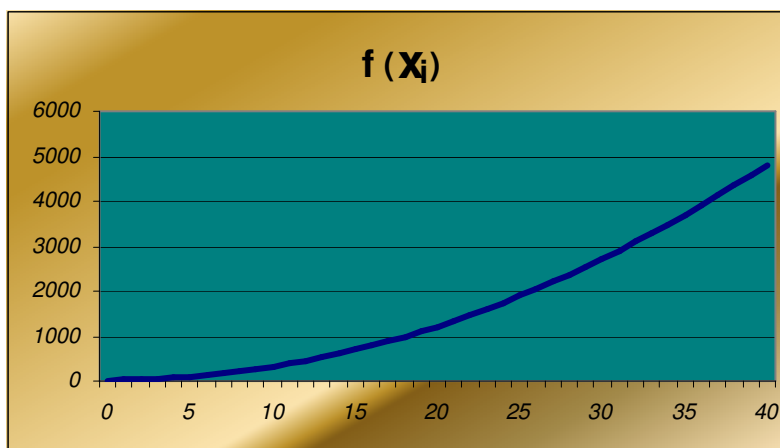


Figura 3. 5: Algoritmo Genético e Função de Adaptação

Para a inicialização do modelo AG, considerar-se-á uma população de 4 (quatro) indivíduos (x_i), gerada de maneira aleatória e representada no quadro 4.2.

Quadro 3. 2: Algoritmo Genético e Inicialização da População

i	Bin (x_i)	x_i	$f(x_i)$	% $f(x_i)$	$E(n(x_i))$	Roleta
1	001100	12	452	24,3%	0,97	1
2	000101	5	95	5,1%	0,20	0
3	001010	10	320	17,2%	0,69	0
4	010010	18	992	53,4%	2,13	3
		Soma	1859	100%	4,00	4
		Média	464,75			
		Máximo	992			

Os valores de x_i são então convertidos para valores binários de 6 (seis) bits (2ª. coluna). A 4ª. coluna apresenta os valores da aplicação de x_i na função de adaptação, enquanto que a 5ª. coluna indica os valores percentuais de cada indivíduo. Já a 6ª. coluna é dedicada a apresentação do número esperado de cópias de cada indivíduo - este valor é obtido por meio do quociente entre $f(x_i)$ e a média de (x_i) -, selecionado pelo método da roleta (coluna 7).

O método da roleta é equivalente a uma escolha aleatória de indivíduos de uma geração para o grupo de recombinação por cruzamento (acasalamento) de forma proporcional à percentagem da função de adaptação de cada indivíduo. O número de giros na roleta é dependente do tamanho da população, nesse exemplo, 4 (quatro) giros.

No exemplo do quadro 3.2 é possível verificar que, nas quatro rodadas da roleta, o número de indivíduos selecionados correspondentes aos valores de x_i iguais a 5 e 10 foi nulo. Os elementos escolhidos foram o x_1 (12), uma vez, e x_4 (18), três vezes. Em razão de os elementos x_2 (5) e x_3 (10) não terem sido escolhidos, esses indivíduos não irão compor a nova geração.

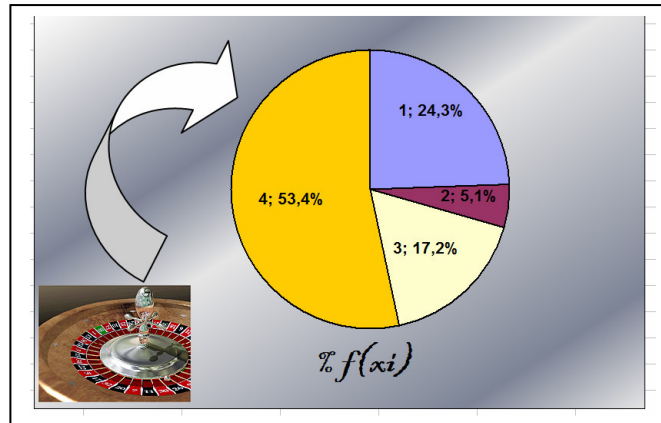


Figura 3. 6: Algoritmo Genético e Método da Roleta Aplicado a $F(x_i)$

Para o passo seguinte, a reprodução, os elementos x_1 (12) e x_4 (18) compõem o grupo de acasalamento (ou cruzamento), como abaixo:

```
00|1100
01|0010
01001|0
01001|0
```

A formação dos pares de acasalamento é realizada por meio do sorteio aleatório de 2 números que irão servir como ponto de cruzamento (nesse caso, 2 e 5). O resultado é a seguinte nova geração:

```
000010
011100
010010
010010
```

A etapa seguinte é a de mutação. A mutação é empregada para que se possa recuperar provável material genético que fora perdido pela eliminação de indivíduos na etapa anterior; mais ainda, ela é realizada para garantir uma maior varredura do espaço de estados e evitar que o AG caia num extremo (mínimo ou máximo) local. A mutação é efetuada por meio da alteração do valor de um ou mais genes (bits) de um indivíduo sorteado aleatoriamente. Uma probabilidade de mutação de 100% significa que todos os cromossomas serão alterados. Em sentido contrário, quando a probabilidade de mutação é

de 0%, a geração intermediária é constituída logo após a etapa de cruzamento e não há alteração de cromossomas.

Considerando a mutação de um único bit do quarto indivíduo, o terceiro por exemplo, teremos:

000010
011100
010010
011010

O quadro 3.3 que segue representa o novo esquema para a população:

Quadro 3. 3: Algoritmo Genético e Avaliação da Adaptação Média da População

i	Bin (x_i)	x_i	$f(x_i)$	% $f(x_i)$	$E(n(x_i))$	Roleta
1	000010	2	32	1,7%	0,07	1
2	011100	28	2372	127,6%	5,10	0
3	010010	18	992	53,4%	2,13	0
4	011010	26	2048	110,2%	4,41	3
		Soma	5444	293%	11,71	4
		Média	1361			
		Máximo	2372			

É possível notar, com esse exemplo, que a adaptação média aumentou de 464,75 na primeira população, para 1.361 já na segunda geração (193%). Esse aumento significa a convergência para o objetivo do problema inicial, a otimização da função objetivo.

Na análise econômico-financeira de empresas aéreas, GRITTA *et al.* (2006) utilizaram 21 (vinte e uma) variáveis extraídas de demonstrações financeiras de empresas aéreas como base para o modelo AG. A partir dessas variáveis, 7 (sete) indicadores foram selecionados de modo a caracterizar a situação econômico-financeira da companhia:

- Liquidez: passivo circulante pelo total do ativo (CLIAB/TA), ativo circulante pelo ativo total (CA/TA) e ativo circulante pelo total de receitas operacionais (CA/REV).
- Lucratividade: lucros retidos pelo total do ativo (REARN/TA) e lucro pelo total de despesas operacionais (PROFIT/OE).
- Eficiência: despesas operacionais pelo total de receitas (OE/REV).
- Grau de Endividamento: passivo circulante + passivo exigível de longo prazo pelo total do ativo (TLIAB/TA).

As regras de validação das predições utilizadas foram:

- Verdadeiro positivo (tp) - a regra prediz que a empresa é financeiramente insolvente e ela realmente é insolvente.
- Falso positivo (fp) - a regra prediz que a empresa é financeiramente insolvente e não é.
- Verdadeiro negativo (tn) - a regra prediz que a empresa é financeiramente solvente e a companhia não é solvente.
- Falso negativo (fn) - a regra prediz que a empresa é financeiramente solvente e não é.

O trabalho dos autores utilizou uma função de adaptação para avaliação da qualidade das regras de predição do modelo, cuja forma está descrita na Equação 4.8:

$$Ajuste = Se \times Sp \quad \text{Eq. 3.8}$$

Onde *Se* corresponde ao indicador de *sensibilidade* ($Se = tp / (tp + fn)$) e *Sp* ao indicador de *especificidade* ($Sp = tn / (tn + fp)$).

O modelo AG adotado pelos autores teve precisão de 91%. Seguem exemplos de regras de decisão utilizadas no trabalho. Para que uma companhia fosse julgada solvente, todas as 5 (cinco) regras deviam ser verdadeiras:

Regra 1: Se CA/TA <0.22 então verdadeiro; senão então falso.

Regra 2: Se CA/TA <0.189 então verdadeiro; senão então falso.

Regra 3: Se CA/REV <0.239 então verdadeiro; senão então falso.

Regra 4: Se EXP/SALES <0.996 então verdadeiro; senão então falso.

Regra 5: Se TLIAB/TA <0.603 então verdadeiro; senão então falso.

3.2.3.2. Redes Neurais Artificiais

As redes neurais artificiais são modelos matemáticos elaborados para representar e reproduzir a operação do cérebro humano na solução de problemas. Suas características permitem emular o processo de aprendizagem, associação, generalização e abstração.

KARTALOPOULOS (1996), afirma que os esforços para que fosse possível compreender a forma de operação do cérebro tiveram início a mais de 2000 anos atrás com Aristóteles e Heráclito e continuou com os trabalhos de Raymon y Cajal, Colgi, Hebb e outros. O autor salienta que o cérebro pode ser treinado para identificar e reconhecer padrões mesmo com dados incompletos ou com a ausência (morte) de alguns neurônios. Como exemplo, ele cita o caso de que mesmo durante um jogo de futebol em um estádio lotado com milhares de pessoas podemos reconhecer um amigo que esteja longe ou distinguir vozes apesar do enorme barulho.

A operação do cérebro está baseada em um elemento principal, o neurônio. Essencialmente, o neurônio é formado por um núcleo de processamento que recebe estímulos advindos de ramificações condutoras, os dendritos (Figura 3.7). As informações processadas são levadas para outros neurônios ou células por meio de fibras condutoras, os axônios. Os terminais axonais são os responsáveis pela transmissão de dados e se conectam a outros neurônios ou células formando, nesse processo, a sinapse.

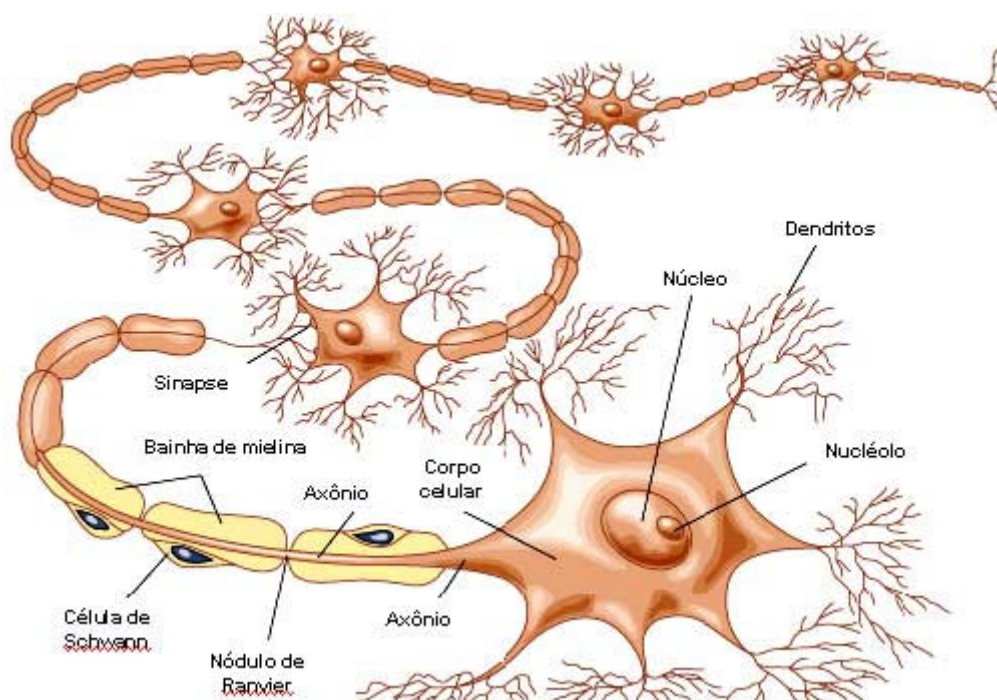


Figura 3. 7: Representação de Neurônio

Fonte:

http://www.passeiweb.com/na_ponta_lingua/sala_de_aula/biologia/imagens/neuronio.jpg
(capturado em 30/mar/2009).

MOTTA (2004) acrescenta que os neurônios são organizados em uma ou mais camadas, interligadas por um grande número de conexões, geralmente unidirecionais, havendo um peso (peso sináptico) associado a cada conexão. Estes pesos armazenam o conhecimento representado pelo sistema e servem para ponderar as entradas recebidas por cada neurônio. Durante a fase de treinamento, os pesos das conexões da rede vão sendo ajustados de forma que o conhecimento extraído dos dados possa ser representado internamente.

Para RUSSEL e NORVIG (1995), uma rede neural é um modelo computacional que compartilha algumas das propriedades do cérebro e consiste de muitas unidades simples trabalhando de forma paralela sem uma central de controle. As conexões entre as unidades possuem pesos numéricos que podem ser modificados por um elemento de treinamento.

A habilidade de uma rede neural de realizar tarefas computacionais é baseada na crença de que podemos reproduzir alguma flexibilidade e poder do cérebro humano por meio de métodos artificiais (ZURADA, 1992).

RUSSEL e NORVIG (1995) argumentam ainda que uma rede neural é composta por um número de nós, ou unidades, conectados por “*links*”. Cada “*link*” possui um peso numérico associado. Os pesos correspondem ao principal meio de armazenamento de longo prazo nas redes neurais e o processo de aprendizado é realizado por meio de atualizações nesse conjunto de pesos. Algumas unidades são conectadas ao ambiente externo e podem ser projetadas para comportarem-se como unidades de entrada ou saída. Cada unidade possui ainda um conjunto de “*input links*” de outras unidades, um conjunto de “*output links*” a outras unidades, um nível de ativação, e um meio de computar o nível de ativação no próximo passo, ajustando assim as entradas e os pesos.

Segundo os autores, para que uma rede neural seja projetada para desempenhar determinada tarefa, primeiro, deve-se decidir quantas unidades serão utilizadas, quais tipos de unidades são apropriadas e como as unidades serão conectadas para formar a rede.

A Figura 3.8 representa o funcionamento de um neurônio artificial.

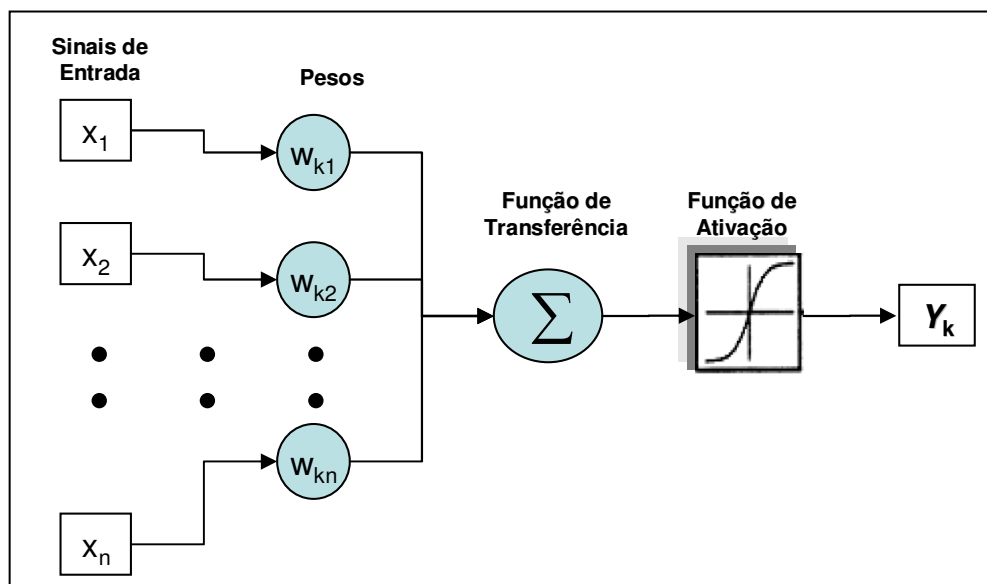


Figura 3. 8: Representação de Funcionamento de Neurônio Artificial

Como exemplo de aplicação de uma rede neural, ZURADA (1992) apresenta um problema bastante simples de classificação com base em três variáveis de entrada (Quadro 3.1).

Quadro 3. 1: Exemplo de Aplicação de Rede Neural

n	x_1	x_2	x_3
1	-1	-1	-1
2	1	-1	-1
3	-1	1	-1
4	-1	-1	1
5	1	1	1
6	-1	1	1
7	1	-1	1
8	1	1	-1

Fonte: ZURADA (1992)

$$\text{Se } \text{sgn}(x_1 + x_2 + x_3) = \begin{cases} 1, & \text{classifica na Categoria 1} \\ -1, & \text{classifica na Categoria 2} \end{cases} \quad \text{Eq. 3.9}$$

Assim, tem-se o quadro 3.5:

Quadro 3. 4: Resolução de Exemplo de Aplicação de Rede Neural

n	x_1	x_2	x_3	Soma	Tangente Hiperbólica	Classificação
1	-1	-1	-1	-3	-0,995	1
2	1	-1	-1	-1	-0,762	1
3	-1	1	-1	-1	-0,762	1
4	-1	-1	1	-1	-0,762	1
5	1	1	1	3	0,995	2
6	-1	1	1	1	0,762	2
7	1	-1	1	1	0,762	2
8	1	1	-1	1	0,762	2

Vale notar que, no exemplo de ZURADA (1992), a rede foi inicializada com peso 1 (um) para as 3 (três) variáveis.

Na análise econômico-financeira, DAVALOS *et al.* (1999), efetuaram o treinamento de uma rede neural com dados de companhias aéreas. Os autores empregaram 21 (vinte e um) tipos diferentes de informações financeiras derivadas de balanços patrimoniais e demonstrações de resultado do exercício de modo a verificar as condições de solvência das chamadas “majors” norte-americanas. Em estudo similar, DAVALOS *et al.* (2002), utilizaram um modelo de redes neurais no intuito de avaliar companhias aéreas de menor porte, identificadas como grandes e pequenas regionais. Para o conjunto de autores, o uso de redes neurais fornece um importante instrumento para o analista quando da avaliação da saúde financeira de empresas aéreas.

3.2.3.3. *Lógica Fuzzy*

A Lógica Fuzzy nasceu em 1965 a partir da publicação do artigo intitulado “Fuzzy Sets” na revista “Information and Control” por Lofti A. Zadeh da Universidade da Califórnia, Berkeley (TANAKA, 1997).

Segundo BRAGA (1995), a lógica *fuzzy* consiste na tentativa de “aproximar a precisão característica da Matemática à inerente imprecisão do mundo real”. Uma de suas grandes vantagens é a de realizar a tradução de termos lingüísticos (linguagem natural) utilizados

nas comunicações diárias em expressões matemáticas. Isso é conseguido por meio das propriedades dos conjuntos *fuzzy* (ZADEH *et al*, 1975) e dos métodos de fuzzificação e defuzzificação.

De fato, IGNACCOLO e INTURRI (2000) afirmam que os sistemas *fuzzy* possuem a qualidade de se aderir muito bem a modelagem de sistemas não-lineares. Afirmam também que a natureza das regras *fuzzy* e das relações entre os conjuntos *fuzzy* de diferentes formas proporcionam uma capacidade poderosa para a descrição de um sistema cuja complexidade faz com que um sistema especialista tradicional, um modelo matemático ou estatístico seja de difícil consecução.

Para SILVA e SILVA (2004), “uma de suas grandes vantagens é a de realizar a tradução de termos lingüísticos (linguagem natural), utilizados nas comunicações diárias, em expressões matemáticas”. Esse resultado é obtido por meio das propriedades dos conjuntos *fuzzy* (ZADEH *et al.*, 1975) e dos métodos de fuzzificação e defuzzificação.

CURY (1999) apresenta outras vantagens na elaboração de sistemas *fuzzy*, como a rapidez com que a construção do sistema é realizada em relação aos modelos que utilizam a lógica denominada “crisp” (comum ou booleana) e de tornar desnecessário o desenvolvimento ou conhecimento de um modelo matemático. Aplicada ao controle, SHAW e SIMÕES (1999) “afirmam que estratégias baseadas na lógica *fuzzy*, comparadas a soluções convencionais, por se basearem em implementações lingüísticas, freqüentemente, apresentam-se como mais eficientes e ainda, com custos mais baixos”.

“Em conjuntos clássicos, ou *crisps*, a transição de um elemento no universo entre membros e não-membros em um dado conjunto é abrupta e bem definida. Para um elemento em um universo que contém conjuntos *fuzzy*, a transição é gradual (ROSS, 1995).

Assim, de acordo com a lógica *crisp*, a função de pertinência $\mu_A(x)$ de um elemento x em relação a um conjunto A obedece a uma regra de pertence/não pertence (booleana):

$$X_A : X \rightarrow \{0, 1\} \quad \text{Eq. 3.10}$$

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \in A \\ 0 & \text{se } x \notin A \end{cases} \quad \text{Eq. 3.11}$$

A expressão 3.11 indica que se x é igual a 1, o elemento x pertence ao conjunto A ; em caso contrário, se x é igual a 0, x não pertence ao conjunto A .

Os conjuntos fuzzy podem ser caracterizados por meio de expressões finitas ou contínuas, conforme a figura 3.9.

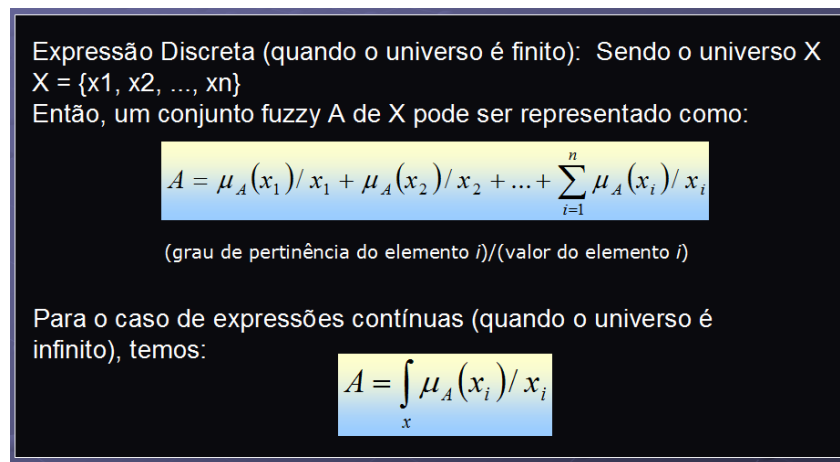


Figura 3. 9: Representação de Conjuntos Fuzzy
Fonte: TANAKA (1997).

Tomando como exemplo as idades e a maturidade de indivíduos, poder-se-ia construir os conjuntos fuzzy da figura 3.10.

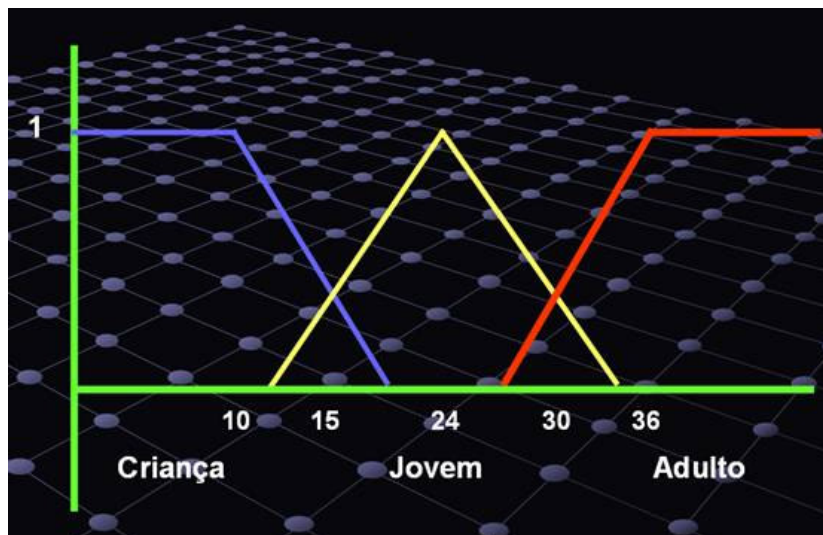


Figura 3. 10: Representação de Conjuntos Fuzzy para Maturidade de Indivíduos

A figura 3.10 indica a existência de duas fases de transição em termos de maturidade dos indivíduos, a primeira acontece a partir dos 10 anos (inclinação negativa da reta azul) e vai até aproximadamente os 15 anos. A segunda fase tem início a partir dos 27 anos (inclinação positiva da reta vermelha). Aos 36 anos, o indivíduo é considerado adulto (reta vermelha e paralela ao eixo x), quando o grau de pertinência (eixo y) indica 1 ou 100% de participação no conjunto *Adulto*.

Neste exemplo, tem-se que os conjuntos fuzzy estão representados pelas formas trapezoidais e triangular. Além disso, um exemplo da caracterização dos valores de pertinências do conjunto *Adulto* poderia ser escrito por meio da expressão contínua 3.12:

$$\mu(adulto) = \begin{cases} 0,111x - 3/x, & 27 < x < 36 \\ 1, & \forall x \geq 36 \end{cases} \quad \text{Eq. 3.12}$$

Na figura 3.10, a abscissa representa os valores de suporte, enquanto que a ordenada é o grau de pertinência do valor x . Segundo KLIR e FOLGER (1988), o suporte de um conjunto *fuzzy* A no conjunto universo X é o conjunto “*crisp*” que contém todos os elementos de X que têm pertinência diferente de zero em A .

Um modelo fuzzy é tipicamente constituído por:

- Variáveis de entrada e respectivos conjuntos de valores *crisp* (valores reais das variáveis).
- Processo de fuzzificação – passagem da dimensão *crisp* para a dimensão fuzzy por meio da atribuição de pertinência, ou funções de pertinência, aos valores de entrada). São atribuídos graus de pertinência ao intervalo numérico fechado $[0, 1]$.
- Uma etapa de inferência – correspondente à definição de um conjunto de regras de decisão.
- Defuzzificação – caracterizada pela transformação inversa dos valores fuzzy em saídas *crisp*. O valor de saída pode, inclusive, ser diferenciado por meio de termos linguísticos.

A figura 3.11 resume o enunciado.

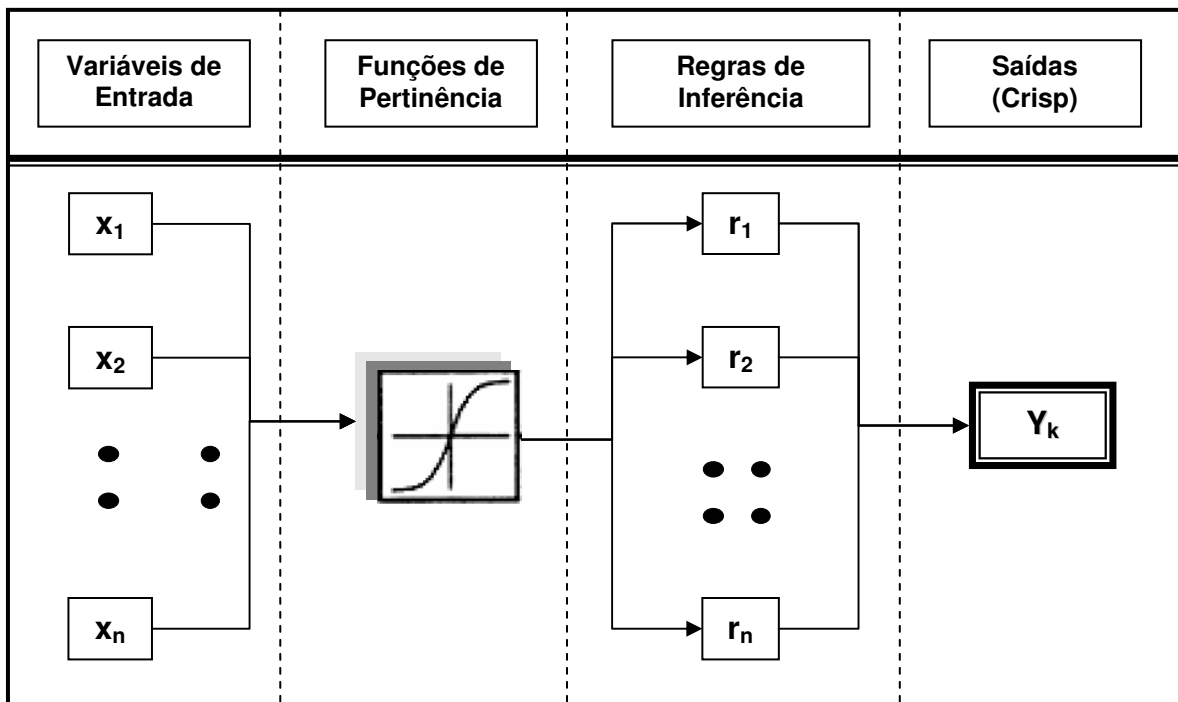


Figura 3. 11: Representação de Sistema Fuzzy

SILVA *et al.* (2006), apresentaram um modelo baseado na Lógica Fuzzy estruturado em 3 etapas:

- Classificação - valendo-se das formas trapezoidais e triangulares dos conjuntos fuzzy. As expressões a seguir definem o intervalo para cada conjunto e o valor de L é baseado na média dos valores obtidos por meio de uma série de indicadores econômico-financeiros.

$$\mu(Ruim) = \begin{cases} 1, & \forall x \leq L_1 \\ \int_{L_1}^{L_2} \frac{\mu_{L_2} - \mu_L}{L_1 - L} x + \mu_{L_1} - L_1 \left(\frac{\mu_{L_2} - \mu_L}{L_1 - L} \right) / x, & \forall x > L_1 \leq L_2 \end{cases} \quad \text{Eq. 3.13}$$

$$\mu(Regular) = \begin{cases} \int_{L_2}^L \frac{\mu_L - \mu_{L_2}}{L - L_2} x + \mu_{L_2} - L_2 \left(\frac{\mu_L - \mu_{L_2}}{L - L_2} \right) / x, & \forall x > L_2 \leq L \\ \int_L^{L_3} \frac{\mu_{L_3} - \mu_L}{L_3 - L} x + \mu_L - L \left(\frac{\mu_{L_3} - \mu_L}{L_3 - L} \right) / x, & \forall x > L \leq L_3 \end{cases} \quad \text{Eq. 3.14}$$

$$\mu(Bom) = \begin{cases} \int_{L_3}^{L_4} \frac{\mu_{L_4} - \mu_{L_3}}{L_4 - L_3} x + \mu_{L_3} - L_3 \left(\frac{\mu_{L_4} - \mu_{L_3}}{L_4 - L_3} \right) / x, & \forall x > L_3 \leq L_4 \\ 1, & \forall x > L_4 \end{cases} \quad \text{Eq. 3.15}$$

- Ordenamento – O ordenamento consistiu em uma adaptação do trabalho de JAIN (1976) *apud* CHEN (1985), cuja ordenação das saídas fuzzy é realizada utilizando-se o resultado da interseção dos conjuntos fuzzy com um conjunto denominado “*maximizing set*”.
- Relacionamento de empresas aéreas - por meio da construção de uma matriz de similaridade elaborada segundo o método Max-Min.

$$R_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^m \min(x_{ij}, x_{jk})}{\sum_{k=1}^m \max(x_{ij}, x_{jk})} \quad \text{Eq. 3.16}$$

No trabalho, os autores selecionaram uma cesta de indicadores econômico-financeiros tradicionalmente utilizados em apoio às análises horizontal e vertical: Garantia do Capital de Terceiros (Passivo Circulante + Passivo Exigível a Longo Prazo); Liquidez Geral (quociente entre a soma do ativo circulante mais o ativo de longo prazo pelo passivo circulante mais o passivo de longo prazo da empresa); Margem Bruta (quociente entre o resultado bruto e a receita líquida de vendas da empresa); Margem Líquida (expressa a relação entre o lucro líquido da empresa e a sua receita líquida de vendas); e Rentabilidade Total do Capital Investido (Lucro Líquido / Patrimônio Líquido).

Para os autores, o modelo possui a grande vantagem da simplicidade e rapidez em sua implementação computacional; mais ainda, permite o acompanhamento sistemático de setores caracterizados por grande instabilidade e insolvências.

3.2.4. Modelo Híbrido

SILVA, ESPÍRITO SANTO JR. e PORTUGAL (2005) apresentaram, por ocasião do *IX Air Transport Research Society World Conference*, um método que corresponde ao início das investigações para a consecução desta tese. O modelo combina técnicas econométricas (análise discriminante) e de inteligência artificial (lógica fuzzy) para a análise de situação econômico-financeira de empresas de linhas aéreas. A figura 3.12 apresenta os conjuntos fuzzy do modelo.

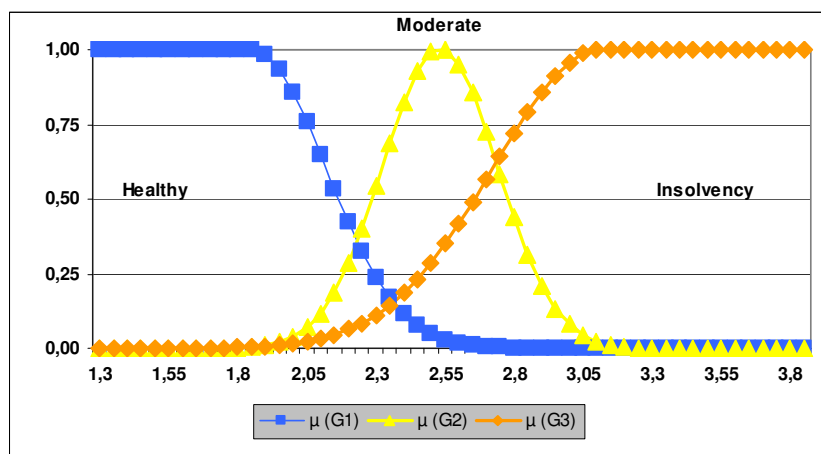


Figura 3. 12: Conjuntos Fuzzy do Modelo

3.3. MODELOS DE PREVISÃO: SÍNTESE

O propósito do capítulo foi o de apresentar uma revisão acerca dos diferentes modelos de avaliação econômico-financeira de empresas de linhas aéreas e que podem servir como importante ferramenta de apoio ao processo de tomada de decisão por diferentes agentes.

De fato, os mais diversos modelos apresentados revelam a importância dada, por especialistas, à matéria previsão de falência/insolvência de empresas aéreas. As contribuições elaboradas por meio do emprego de técnicas “*ad hoc*”, análise multivariada e inteligência artificial correspondem a soluções bastante positivas de apoio ao processo decisório, tendo, cada uma, aspectos relevantes quanto ao processo de elaboração ou implementação. O quadro 3.5 apresenta algumas importantes características das técnicas de análise de demonstrativos financeiros.

Notadamente, os modelos multivariados e a lógica fuzzy possuem características que os tornam soluções diferenciadas e positivas na elaboração de modelos de avaliação econômica e financeira. Vale notar, porém, que os modelos discriminantes perdem precisão à medida que o “*score*” discriminante esteja na “*grey zone*”; já os modelos logit, por estarem limitados às probabilidades de ocorrência de determinado evento (e que variam no intervalo fechado 0 a 1), carecem de instrumentos que permitam a aplicação de rotulagem por meio de múltiplos termos lingüísticos que distinguiriam o “status” da companhia (*e.g.* muito boa, boa, razoável, ruim, muito ruim). Esse fato não ocorre com a análise discriminante.

Os modelos baseados em redes neurais e algoritmos genéticos correspondem a importantes contribuições advindas do campo da inteligência artificial à análise econômico-financeira. De modo geral, porém, seus custos para o desenvolvimento de solução específica são maiores se comparados a outras soluções (como o modelo logit, por exemplo).

Quadro 3. 5: Características Principais dos Modelos de Análise de Demonstrativos Financeiros de Companhias Aéreas

Qualificação	Ad Hoc	Análise Multivariada		Inteligência Artificial		
		Discriminante	Modelo Logit	Rede Neural	Alg. Genético	Lógica Fuzzy
Variáveis						
Quantitativas	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Qualitativas	Sim	Não	Não	Não	Não	Sim
Subjetivas	Sim	Não	Não	Não	Não	Sim
Implementação por Software						
Custos	Alto	Baixo	Baixo	Médio	Médio	Baixo
Dispêndio de Tempo	Alto	Baixo	Baixo	Alto	Alto	Baixo
Rótulos	Mútiplos	Mútiplos	Dicotômicos	Dicotômicos	Dicotômicos	Mútiplos
Ordenamento	Sim	Não	Sim	Não	Não	Sim
Agrupamento (cluster)	Sim	Não	Não	Não	Não	Sim
Relacionamento	Não	Não	Não	Não	Não	Sim

Quanto à lógica fuzzy, esta se apresenta como uma solução consistente com os objetivos deste trabalho em vista das seguintes particularidades:

1. Dispêndio de tempo para a construção de programa específico (software) e custos de implementação menores se comparados a soluções “*ad hoc*”, neurais ou baseadas em algoritmos genéticos.
2. Possui a flexibilidade para a construção de matrizes de relacionamento, análise de grupamento e também a apresentação de ordenamento de empresas mediante “*score*” ou grau final.
3. Trata variáveis quantitativas, qualitativas e também aspectos subjetivos do processo de análise.
4. Assim como o modelo discriminante, possui a facilidade de rotulagem por meio de múltiplos termos lingüísticos.

Baseada nas diversas e importantes contribuições das diferentes técnicas no campo da análise de demonstrativos financeiros (que sinalizam para estudos mais profundos que possam conduzir a modelos mais sensíveis) e com o intuito de contornar as limitações de suas aplicações, esta tese propõe a construção de um modelo de avaliação, da situação econômico-financeira, fundamentado na utilização, de forma complementar, de duas técnicas:

1. A Análise Discriminante Linear para o tratamento dos “*inputs*” (dados de entrada).

2. A Lógica Fuzzy por meio de modelagem de funções de pertinência, de rotulagem múltipla dos “outputs (dados de saída qualitativos ou quantitativos) e ordenamento das companhias analisadas.

A finalidade de se realizar a combinação das duas técnicas é a de que os recursos do novo modelo não sejam equivalentes ou limitados à apresentação apenas de um “*score*” de uma determinada organização, mas também que torne possível:

- O aumento da precisão classificações.
- A determinação de um ordenamento (*ranking*) para as companhias de melhor performance até as de desempenho inferior.
- O estabelecimento de “*clusters*” de modo que as organizações possam ser aglomeradas por meio de uma relação de agnação e singularidade.
- As saídas (termos lingüísticos) apresentem-se como de fácil entendimento para analistas financeiros e não analistas.

O capítulo 4 descreve os passos para a consecução do modelo.

4. ELABORAÇÃO DO MODELO HÍBRIDO

A partir da análise das principais técnicas utilizadas na construção de modelos de avaliação de demonstrativos financeiros vistas no capítulo 3 (*Previsão de Falência e Insolvência: Uma Revisão acerca dos Principais Modelos de Avaliação Econômico-Financeiros de Empresas Aéreas*), por conta de suas vantagens e limitações quanto aos objetivos deste trabalho, a elaboração de um modelo com recursos mais abrangentes (e.g. classificação, ordenamento e agrupamento) seguirá fundamentada no emprego de duas técnicas distintas, que, neste caso, serão conciliadas e dispostas de forma complementar: a análise discriminante e a lógica fuzzy.

A definição do novo modelo (e seus recursos) e sua implementação caracterizam uma ferramenta robusta de análise baseada nas seguintes e importantes características:

- a) Desoneração do analista financeiro do processo moroso dos métodos tradicionais de análise de demonstrações financeiras.
- b) Produção, por meio de termos lingüísticos, de saídas intuitivas para o usuário.
- c) Caracterização da situação econômico-financeira da empresa por meio de um processo integrado: classificação, ordenamento e relacionamento.
- d) Incorporação dos fatores “baixo custo” e “facilidade de implementação computacional” em uma só componente de aplicação.
- e) Base teórica apoiada na lógica fuzzy e na análise discriminante. Entretanto, de forma não convencional, o emprego da lógica fuzzy se fará pela modelagem de curvas de pertinências baseadas nos parâmetros média e desvio padrão obtidos através da aplicação da função discriminante aos elementos de cada diferente grupo.

Destacado o conjunto de características principais que embasam a escolha das técnicas para elaboração do modelo de análise econômico-financeiro, convém indicar que a obtenção do modelo híbrido tem por base a consecução de um conjunto de atividades específicas que podem ser mais bem entendidas por meio da Figura 4.1.

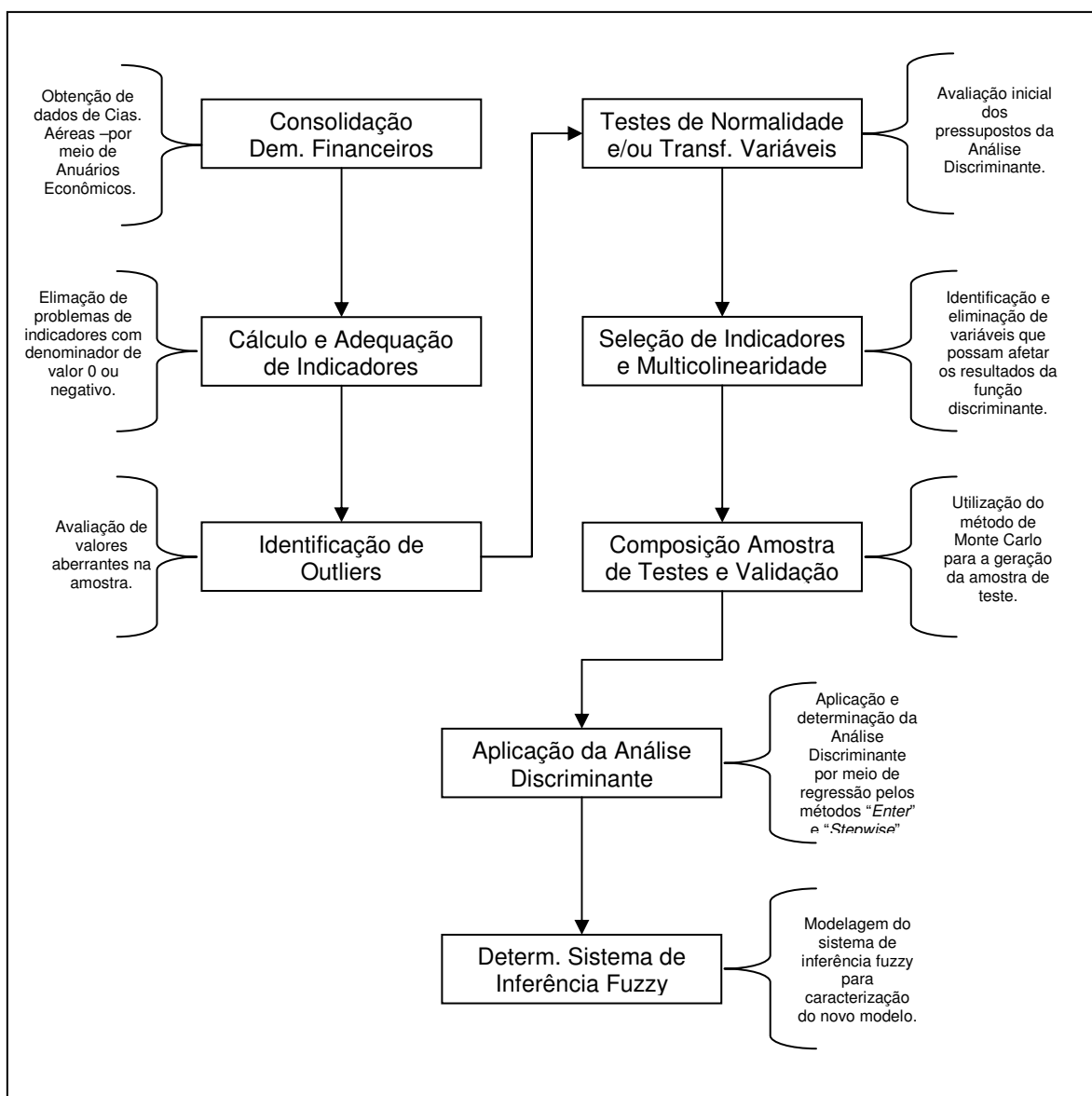


Figura 4. 1: Fluxo Geral de Processos de Elaboração do Novo Modelo

4.1. CONSOLIDAÇÃO DOS DEMONSTRATIVOS FINANCEIROS

O primeiro passo para a elaboração do modelo é a consolidação da base de dados de demonstrativos financeiros. Essa etapa é realizada por meio da consulta aos Anuários Estatísticos (1997-2006) da Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC), uma vez que reúnem as informações contábeis anuais das companhias aéreas regulares brasileiras. Os demonstrativos financeiros seguem um plano de contas regido segundo portaria nº 1.334/SSA de 30 de dezembro de 2004. É importante notar que, por conta da utilização de índices, não serão necessárias adaptações quanto à moeda ou inflação.

Quanto aos custos de “*leasing de aeronaves*” das companhias aéreas, a portaria tem como norma a adoção de contabilização como *conta de custo*, logo, impactando de forma direta o resultado do exercício (*lucro/prejuízo do exercício*), apurado por meio do Demonstrativo de Resultado do Exercício (DRE). Esse procedimento impacta a estrutura financeira caracterizada no Balanço Patrimonial (BP) por meio de redução das *disponibilidades* quando do efetivo pagamento do valor devido. Também por conta da apuração do resultado do exercício, por meio do *lucro/prejuízo do exercício* apurado e registrado na conta de *lucros/prejuízos acumulados* afeta o *Patrimônio Líquido*. A Comissão de Valores Mobiliários (CVM) que, dentre outras funções é responsável por assegurar o funcionamento do mercado de bolsa, possui regras que dão tratamento diverso para o “*leasing*”. A CVM determina que o registro dos arrendamentos de aeronaves seja efetuado na conta de *ativo permanente*, refletindo diretamente no Balanço Patrimonial.

4.2. CÁLCULO E ADEQUAÇÃO DE INDICADORES

A partir dos demonstrativos financeiros (BPs e DREs) já consolidados em um banco de dados (neste caso, Microsoft Access), o passo seguinte é a determinação e adequação dos diversos indicadores que irão compor a base de índices econômico-financeiros. Inicialmente, foram ordenados 18 (dezoito) indicadores destacados conforme a classe a qual pertencem: estrutura, liquidez e rentabilidade.

- ➔ Os indicadores de estrutura são utilizados para indicar a composição e relação das contas do ativo e passivo da organização, enfatizando a distribuição do capital no balanço patrimonial.
- ➔ Os indicadores de liquidez expressam a capacidade da organização de realizar o pagamento de suas despesas de curto ou longo prazos.
- ➔ Os indicadores de rentabilidade expressam a relação entre o lucro realizado pela empresa e seus ativos, suas vendas efetuadas ou capital investido.

Vale notar que, de modo a evitar problemas quanto aos cálculos (divisor zero, por exemplo), foram consideradas algumas correções nos indicadores. O *Apêndice 2* apresenta a forma de cálculo dos indicadores econômico-financeiros. O *Apêndice 03* apresenta o resultado dos cálculos efetuados.

Outrossim, por conta de se tomar o somatório do endividamento da empresa para o critério de julgamento e categorização das empresas (*vide Passo 3: Aplicação das Regras de Classificação* do item 4.6 – *Composição da Amostra de Teste e de Validação*) e pela robustez do método discriminante (a função discriminante é gerada mesmo que os pressupostos de normalidade das variáveis não sejam atendidos), utilizar-se-á o indicador *Est_Endiv_s_AT* nas avaliações das funções discriminantes.

4.3. IDENTIFICAÇÃO DE “OUTLIERS”

Um aspecto importante a ser verificado está relacionado a valores atípicos ou extremos nas observações, os chamados “outliers”. Em caso de regressões lineares, por exemplo, um dos grandes problemas ocasionados pela presença de valores anômalos é a inclinação tendenciosa da reta gerada pelo modelo de regressão.

A figura 4.2 apresenta o caso de uma linha de tendência sob o efeito de um “outlier”, enquanto que a figura 4.3 apresenta inclinação da reta de tendência inferior àquela quando exposta ao valor dissonante. Verifica-se, no exemplo, que o “outlier” tem o efeito não desejado de realizar uma modificação no ângulo de inclinação da reta para uma inclinação que seria diferente e mais próxima de aderência aos dados.

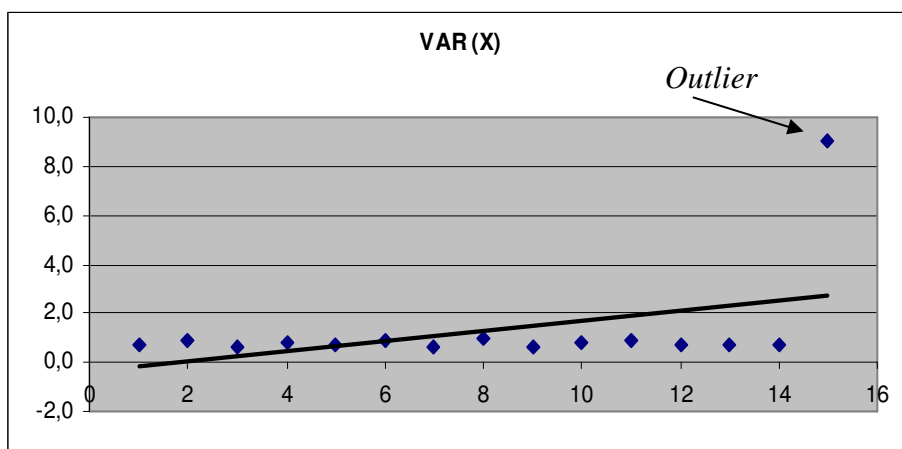


Figura 4. 2: Representação do Efeito na Regressão (presença de “outlier”)

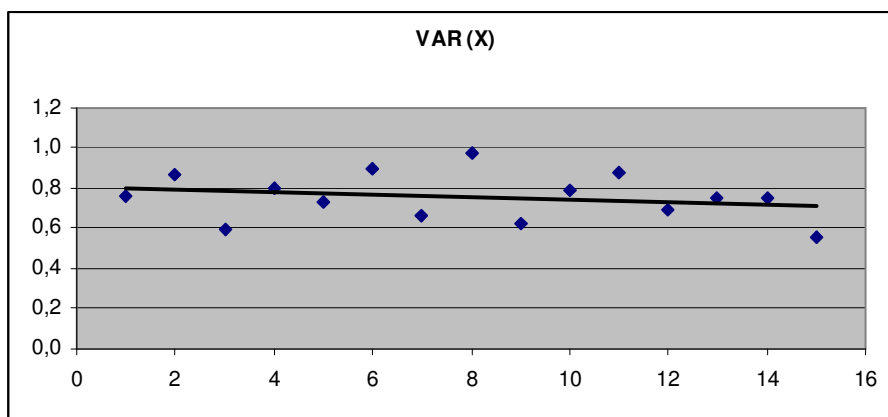


Figura 4. 3: Representação do Efeito na Regressão (sem “outlier”)

Um método bastante funcional e simples para a identificação de valores dissonantes e que se encontram presentes na amostra é o *Critério de Chauvanet*. Segundo ALVES (2002), esse critério estabelece que uma medida x_i deva ser rechaçada se o valor de r , calculado por meio da equação 4.1, seja maior do que o valor de R_c , em função do número de medições efetuadas (Quadro 4.1).

$$r = \frac{|x_i - \bar{x}|}{\sigma} \quad \text{Eq. 4.1}$$

Quadro 4. 1: Valores Críticos pelo Critério de Chauvanet

n	2	3	4	5	6	7	8	9	10	15	25	50	100
Rc	1,15	1,38	1,54	1,65	1,73	1,80	1,85	1,90	1,96	2,13	2,33	2,57	2,81

Fonte: ALVES (2002)

Ainda segundo o autor, “para aplicar o presente critério, os valores de $\bar{x}$ e $\sigma(\bar{x})$ devem ser calculados utilizando-se todos os dados da amostra, incluindo os dados ‘rechaçáveis’. Se ocorrerem rechaços, tanto a média quanto a incerteza devem ser calculados novamente descartando-se os termos rechaçados”. O autor ainda acrescenta que os valores não apresentados (Quadro 4.1) podem ser obtidos por meio de interpolação linear entre dois valores.

A despeito de estudos das causas que levaram ao seu aparecimento ou de métodos mais elaborados para a identificação de valores potencialmente contaminadores, (e.g. ROUSSEEUW e ZOMEREN 1990, HADI, 1992, RIANI e ATKINSON, 2001, PIERNA *et al.*, 2002, FILZMOSER *et al.*, 2005), a sensibilidade do analista quanto às variáveis e quanto aos valores atípicos é usualmente empregada para a verificação das observações potencialmente aberrantes, sobretudo quando a amostra é pequena, permitindo a fácil identificação de uma não conformidade. Assim é que, nesse trabalho, a identificação de “outliers” se deu de forma direta, ou seja, utilizando-se de sensibilidade quando da verificação dos índices econômico-financeiros e da avaliação de seus respectivos valores, eliminando-se aqueles que foram considerados inconsistentes com os resultados esperados para as observações que fazem parte da amostra.

4.4. TESTE DE NORMALIDADE E TRANSFORMAÇÃO DE VARIÁVEIS

Os testes de normalidade e de igualdade de variâncias são requisitos da análise discriminante. Nos casos em que não sejam obtidos indicadores com distribuição normal, a transformação de variáveis pode ser utilizada. A transformação dos dados de determinada variável (indicador econômico-financeiro) é uma das formas de contornar as dificuldades ocasionadas pela falta de ajuste à distribuição normal. O intuito da transformação é evitar a grande dispersão dos dados ou a falta de estabilização da variância.

Segundo SILVA (2004), “os testes de normalidade realizam a comparação da distribuição teórica com a distribuição a ser testada. O teste Komolgorov-Smirnov (indicado para $n > 50$) compara a curva de frequência cumulativa dos dados com a função de distribuição teórica. Quando as duas curvas se sobrepõem, a estatística de teste é calculada por meio da máxima diferença entre ambas. O teste Anderson-Darling mede o quadrado da distância dos pontos da distribuição a um ajuste de curva normal com maiores pesos para os valores da cauda. Um menor valor desse teste indica uma melhor aproximação da normal.” Já o teste de Shapiro-Wilk é mais indicado para amostra com $n < 50$. Nesse trabalho, os exames de normalidade foram conduzidos mediante a aplicação dos testes de Komolgorov-Smirnov e Shapiro-Wilk disponível no pacote estatístico SPSS versão 14.0.

Em função de as variáveis selecionadas não apresentarem distribuições probabilísticas consistentes com a curva de Gauss, procedeu-se à transformação de variáveis na tentativa de aproximá-las à distribuição teórica. O método utilizado para a transformação foi o de Box-Cox. O objetivo do método é o de minimizar os valores de curtose e de assimetria de modo que a distribuição dos dados transformados seja próxima à distribuição de Gauss. O mecanismo de transformação de Box-Cox é definido como na equação 4.2.

$$y' = \frac{y^\lambda - 1}{\lambda} \quad \text{Eq. 4.2}$$

Na equação, λ corresponde a um valor que minimize a curtose e a assimetria dos dados transformados.

- A curtose (k), definida como o grau de achatamento da curva de uma distribuição, pode assumir valores menores que 0,263 (curva da distribuição leptocúrtica, mais alongada), maiores que 0,263 (curva da distribuição mais achatada ou platicúrtica) ou igual a 0,263 (curva mesocúrtica ou de achatamento normal). A curtose é definida por meio da equação 4.3.

$$k = \frac{\left(\frac{\sum x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^4}{n} \quad \text{Eq. 4.3}$$

Onde x_i representa o valor da variável, $\bar{x}$, a média, σ , o desvio padrão e n , o número de observações.

- A assimetria de uma distribuição pode ser medida por meio da avaliação do desvio ou afastamento da simetria de uma distribuição. Um valor negativo significa viesamento para a esquerda, enquanto que um valor positivo indica viesamento para a direita. Um valor zero não necessariamente indica simetria (SILVA, 2004).

Neste trabalho, foi utilizada a relação descrita na equação 4.4 para a definição da assimetria, sendo $\bar{X}$ a média, σ o desvio padrão e $\tilde{X}$ a mediana.

$$AS = \frac{3(\bar{X} - \tilde{X})}{\sigma} \quad \text{Eq. 4.4}$$

Os valores de λ foram obtidos com a aplicação do suplemento *Solver* do Excel (*menu Ferramentas – Solver*) por meio da minimização do valor da multiplicação da curtose pelo coeficiente de assimetria ($k \times AS$). Na figura 4.4, temos que:

- A célula AM195 representa o valor de $k \times AS$ a ser otimizado, $\leq 0,2$.
- A célula AM190 representa o valor da curtose a ser minimizado [0,263; 0,9].
- A célula AM193 representa o valor da assimetria [0].
- A célula AM1 representa o valor de λ a ser determinado pela ferramenta.

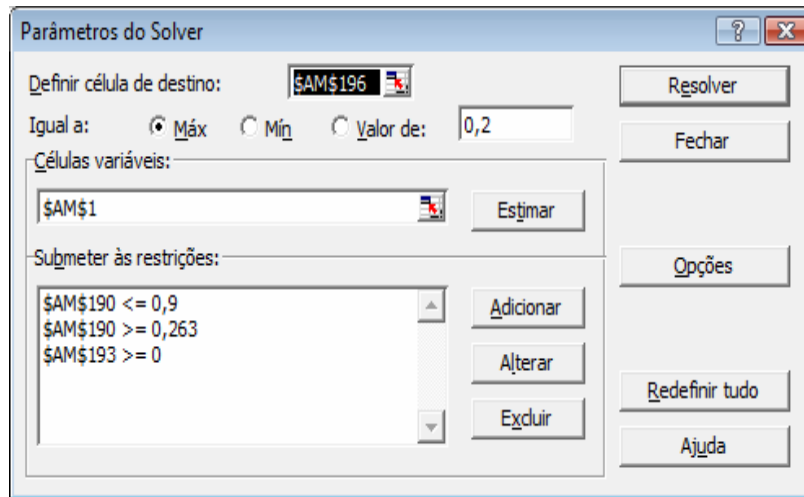


Figura 4. 4: Tela de Parametrização do Solver

O quadro 4.2 apresenta os valores de λ após a aplicação do solver. Salienta-se que os parâmetros submetidos à tela do solver nem sempre conduzem ao valor estipulado (gerando então uma mensagem de erro). O procedimento de *Análise de Sensibilidade*, disponível no suplemento, pode ser empregado de modo que se proceda ao relaxamento das restrições e, assim, a busca de uma nova solução que possa atender aos objetivos do problema.

Quadro 4. 2: Valores de λ com Emprego da Transformação de Box-Cox

Indicador	Lambda
PL_AT_Corrigido	-2,394
Est_PL_s_Endividamento	0,122
Est_Endiv_s_AT	-0,106
Est_PL_s_TA	0,117
Est_Exigível_s_Capital	0,207
Est_TA_s_PL	21,658
Est_Disponível_s_TA	-0,116
Est_PC_s_TA	0,156
Est_PC_s_PCPEXL	0,009
Est_PL_s_AP	0,372
Est_Disponível_s_AP	0,150
Liq_LiqCorrente_AC_s_PC	0,497
Liq_LiqGeral	0,616
Liq_LiqSeca	0,338
Liq_CapitaldeGiro	1,000
Rent_LL_s_TA	0,193
Rent_RO_s_LB	1,046
Rent_LouPE_s_LB	0,325

4.5. SELEÇÃO DE INDICADORES E TESTES DE MULTICOLINEARIDADE

Realizadas as adequações nos procedimentos de cálculo (transformação de variáveis), procede-se novamente aos testes de normalidade. Os indicadores que apresentam distribuição probabilística normal são acolhidos de modo a integrar o conjunto de variáveis de entrada para a regressão (discriminante linear) desde que as condições de colinearidade não sejam percebidas e que os pressupostos da Análise Discriminante sejam cumpridos. Os parâmetros da distribuição, média (μ) e desvio padrão (σ), servem como alicerce para a construção de uma base de dados moldada a partir de cada diferente curva de probabilidade (conjunto de números *pseudo-aleatórios* para cada variável).

Rodados os testes de normalidade com o auxílio do pacote estatístico SPSS, o quadro 4.3 apresenta seus resultados.

Quadro 4. 3: Testes de Normalidade com o Emprego das Estatísticas K-S e S-W

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
PL_Ativo_Corrigido	0,1078	170	0,0001	0,9639	170	0,0002
Est_PL_Endividamento	0,0617	167	0,2000*	0,9934	167	0,6534
Est_Endiv_s_AT	0,1629	165	0,0000	0,9218	165	0,0000
Est_PL_s_TA	0,0682	170	0,0515	0,9742	170	0,0030
Est_Exigível_s_Capital	0,0830	170	0,0062	0,9745	170	0,0032
Est_TA_s_PL	0,0895	165	0,0026	0,9449	165	0,0000
Est_Disponível_s_TA	0,0740	164	0,0288	0,9719	164	0,0020
Est_PC_s_TA	0,0533	167	0,2000	0,9853	167	0,0757
Est_PC_s_PCPEXL	0,1192	163	0,0000	0,9141	163	0,0000
Est_PL_s_AP	0,0566	167	0,2000*	0,9806	167	0,0196
Est_Disponível_s_AP	0,0823	164	0,0087	0,9693	164	0,0011
Liq_LiqCorrente_AC_s_PC	0,0535	166	0,2000*	0,9898	166	0,2776
Liq_LiqGeral	0,0471	170	0,2000*	0,9819	170	0,0256
Liq_LiqSeca	0,0574	167	0,2000*	0,9897	167	0,2697
Liq_CapitaldeGiro	0,1288	170	0,0000	0,9237	170	0,0000
Rent_LL_s_TA	0,0557	166	0,2000*	0,9705	166	0,0013
Rent_RO_s_LB	0,1622	155	0,0000	0,8928	155	0,0000
Rent_LouPE_s_LB	0,1687	156	0,0000	0,9506	156	0,0000

* This is a lower bound of the true significance.

^a Lilliefors Significance Correction

Conforme indica o quadro 4.3, as variáveis *Est_PL_Endividamento*, *Est_PC_s_TA*, *Est_PL_s_AP*, *Liq_LiqCorrente_AC_s_PC*, *Liq_LiqGeral*, *Liq_LiqSeca* e *Rent_LL_s_TA* apresentaram significância consistente (0,2) com a distribuição teórica (α igual 0,05).

O índice *Est_Endiv_s_Ativ*, apesar de não apresentar distribuição consistente com a desejada (Gauss), por conta de sua importância para o sistema heurístico de classificação (*vide* Passo 3 do item 4.6 – Composição da Amostra de Teste e de Validação) e por conta da robustez do método discriminante (mesmo com a aplicação a um conjunto de variáveis onde não são evidenciadas as condições de normalidade, é possível a obtenção da função discriminante), será mantida a variável nas demais etapas do processo.

Assim, como etapa seguinte, os indicadores devem ser submetidos aos testes de colinearidade para que se evite os efeitos de dependências lineares entre as variáveis independentes (regressores).

De forma geral, a colinearidade ocasiona a imprecisão das estimativas dos coeficientes de regressão (consequentemente, a dificuldade de interpretação dos coeficientes) e erros-padrão elevados. Os indícios de presença da colinearidade ou multicolinearidade (quando mais de duas variáveis são colineares) podem ser evidenciados por meio da análise de correlação (*r de pearson* com valores altos) ou mesmo pela verificação de coeficientes de regressão com sinais “trocados” (ou seja, à luz do fenômeno investigado, um sinal diferente do esperado para a variável).

O pacote SPSS oferece os testes VIF (Fator de Inflação de Variância) e Índice de Condição para a detecção de multicolinearidade. A figura 4.5 apresenta a tela de opção do menu “*Analyze – Regression – Linear*”. A marcação do item “*Collinearity Diagnostics*” faz com que os testes sejam realizados.

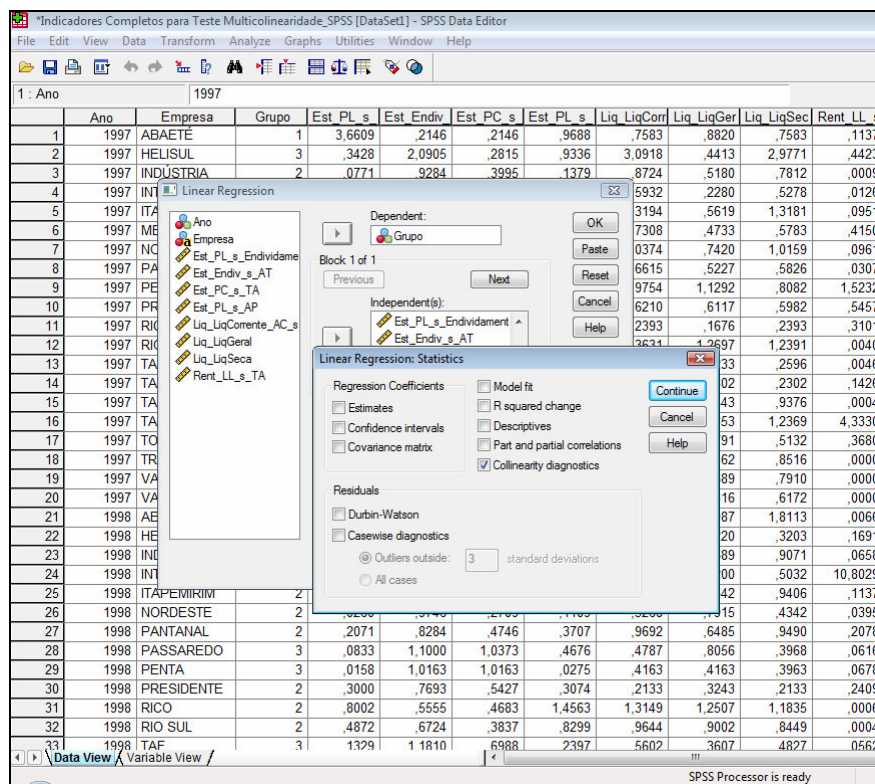


Figura 4. 5: Tela de Diagnóstico de Multicolinearidade

Segundo CASTRO JÚNIOR (2003), “valores de VIF maiores que 10 são um forte indicador de que há multicolinearidade entre as variáveis”. O autor ainda acrescenta que uma regra prática é considerar que um Índice de Condição exibindo “valores maiores do que 15 indicam que pode haver problemas moderados de multicolinearidade entre as variáveis. Valores maiores que 30 indicam que deve haver graves problemas de multicolinearidade”.

Os testes foram conduzidos no SPSS conforme figura 4.5. Os quadros 4.3 e 4.4 exibem os resultados para o grupo de variáveis selecionadas. É importante salientar que a aplicação dos testes foi efetuada no conjunto de variáveis selecionadas pelo critério da distribuição probabilística normal (conjunto de oito variáveis), porém, os dados utilizados foram os originais e não os transformados pelo método de Box-Cox.

Como pode ser observado nos quadros 4.4 e 4.5, de fato, em se tratando de um setor onde os estoques não possuem valores relevantes, era de se esperar que a *Liquidez Corrente* (resultado da divisão do Ativo Circulante pelo Passivo Circulante) e a *Liquidez Seca*

(resultado do quociente entre Ativo Circulante menos Estoques pelo Passivo Circulante) das companhias do setor aéreo apresentassem uma forte tendência de relação linear.

Quadro 4. 4: Teste de Colinearidade pelo Critério do Fator de Inflação da Variância

Model		Collinearity Statistics	
		Tolerance	VIF
1	Est_PL_s_Endividamento	,690	1,450
	Est_Endiv_s_AT	,420	2,381
	Est_PC_s_TA	,482	2,073
	Est_PL_s_AP	,408	2,451
	Liq_LiqCorrente_AC_s_PC	,006	161,429
	Liq_LiqGeral	,349	2,863
	Liq_LiqSeca	,006	158,738
	Rent_LL_s_TA	,969	1,032

a. Dependent Variable: Grupo

Quadro 4. 5: Teste de Colinearidade pelo Critério do Índice de Condição

Model	Dimensio n	Eigenvalue	Condition Index	Variance Proportions								
				(Const ant)	Est_ PL_s_ Endivid amento	Est_ Endiv_ s AT	Est_ PC_s_ TA	Est_ PL_s_ AP	Liq_ Liq Corrente_ AC s PC	Liq_ LiqGeral	Liq_ LiqSeca	Rent_ LL s TA
1	1	4,909	1,000	,00	,01	,00	,00	,01	,00	,00	,00	,00
	2	1,466	1,830	,00	,00	,02	,02	,00	,00	,00	,00	,00
	3	1,001	2,214	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,00	,95
	Collineari y Diagnosti s	,831	2,430	,00	,24	,04	,01	,04	,00	,01	,00	,01
	5	,367	3,657	,01	,49	,12	,00	,03	,00	,06	,00	,00
	6	,284	4,160	,05	,14	,06	,00	,51	,00	,01	,00	,01
	7	,095	7,179	,12	,07	,39	,90	,00	,00	,02	,00	,01
	8	,045	10,493	,70	,00	,36	,00	,41	,00	,89	,00	,02
	9	,002	44,870	,11	,05	,01	,07	,00	1,00	,01	1,00	,01

a. Dependent Variable: Grupo

O Quadro 4.4 apresenta valores extremos para Liquidez Seca e Corrente (VIF respectivamente iguais a 161,4 e 158,7). Corroborando esses resultados, o quadro 4.4 indica valores também extremos nas mesmas duas variáveis, com proporções de variância acima de 0,9. O Índice de Condição confirma a presença de colinearidade por meio do valor 44,8 na última linha (dimensão) do quadro. Como decorrência dessas conclusões, novos testes foram conduzidos, desta vez, eliminando-se do conjunto a variável *Liquidez Seca*.

A remoção deste indicador se fez pelo fato de que os demonstrativos financeiros das empresas de transporte aéreo não apresentam valores significativos na conta *estoques*. O resultado prático de valores de estoques próximos ou iguais a zero é o de tornar o índice de *Liquidez Seca* e *Corrente* iguais, ou seja, com numerador igual ao *Ativo Circulante* em ambos os casos, o resultado expressado pelos indicadores seriam efetivamente os mesmos.

Os quadros 4.6 e 4.7 apresentam os resultados finais. Note-se que agora restam sete variáveis para o processamento da análise discriminante linear: *Est_PL_Endividamento*, *Est_Endiv_s_Ativ*, *Est_PC_s_TA*, *Est_PL_s_AP*, *Liq_LiqCorrente_AC_s_PC*, *Liq_LiqGeral* e *Rent_LL_s_TA*.

Quadro 4. 6: Teste de Colinearidade pelo Critério do Fator de Inflação da Variância com Remoção do Índice de Liquidez Seca

Model		Collinearity Statistics	
		Tolerance	VIF
1	Est_PL_s_Endividamento	,723	1,383
	Est_Endiv_s_AT	,423	2,366
	Est_PC_s_TA	,512	1,953
	Est_PL_s_AP	,408	2,451
	Liq_LiqCorrente_AC_s_PC	,778	1,285
	Liq_LiqGeral	,353	2,836
	Rent_LL_s_TA	,974	1,027

a. Dependent Variable: Grupo

Quadro 4. 7: Teste de Colinearidade pelo Critério do Índice de Condição com Remoção do Índice de Liquidez Seca

Model	Dimensão	Eigenvalue	Condition Index	Variance Proportions							
				Constant	Est_PL_s_Endividamento	Est_Endiv_s_AT	Est_PC_s_TA	Est_PL_s_AP	Liq_LiqCorrente_AC_s_PC	Liq_LiqGeral	Rent_LL_s_TA
1	1	4,519	1,000	,00	,01	,01	,01	,01	,01	,00	,00
	2	1,060	2,065	,00	,05	,05	,03	,02	,12	,00	,02
	3	,999	2,127	,00	,00	,00	,00	,00	,01	,00	,94
	4	,653	2,632	,00	,30	,00	,00	,01	,51	,00	,00
	5	,349	3,600	,02	,40	,13	,00	,03	,19	,07	,00
	6	,283	3,994	,06	,15	,05	,00	,52	,02	,01	,01
	7	,093	6,976	,14	,08	,39	,96	,00	,15	,02	,01
	8	,045	10,069	,78	,00	,36	,00	,41	,00	,89	,02

a. Dependent Variable: Grupo

Conforme pode ser verificado, após a remoção da variável Liquidez Seca, não são apresentados indícios de tendências lineares entre as variáveis independentes, podendo-se então prosseguir com as demais etapas do processo de construção do modelo híbrido. A etapa seguinte é a definição das amostras de teste e de validação.

4.6. COMPOSIÇÃO DA AMOSTRA DE TESTE E DE VALIDAÇÃO

De forma geral, os modelos discriminantes, e mesmo aqueles baseados em inteligência artificial, exigem uma amostra de controle (de validação) e outra de teste; contudo, em função de se contar com as informações de apenas 170 demonstrativos financeiros (dados disponíveis nos anuários estatísticos da Agência Nacional de Aviação Civil), dispostos, respectivamente, nos grupos “Saudável” (*Grupo1*, 11 observações), “Razoável” (*Grupo2*, 102) e “Insolvente” (*Grupo3*, 57), ao contrário de realizar o particionamento dos demonstrativos em dois grupos (amostra de teste e validação), optou-se pelo seguinte processo:

- Definição da Amostra de Teste e de Validação
- Geração de Indicadores - Considerar a média (μ) e o desvio padrão (σ) de cada variável selecionada nos testes de normalidade para a formação de vetores de dados para a obtenção da função discriminante (geração de números pseudo-aleatórios segundo a distribuição de Gauss). Essa será a amostra de teste.
- Regras de Classificação - Classificar as 170 empresas mediante um conjunto de regras específicas de modo que TODAS as 170 companhias façam parte da amostra de validação. Classificar os elementos da amostra de teste mediante essas mesmas regras.

Assim, têm-se os seguintes passos:

Passo 1: Definição da Amostra de Teste e de Validação

Para a aplicação da ADL, uma das restrições é o tamanho da amostra. Isso acontece devido aos problemas que podem advir da formação de uma matriz quadrada cujo número de

variáveis (x) seja igual ao tamanho da amostra (n), influenciando assim no grau de liberdade e, então, na confiabilidade que se deseja do modelo de regressão.

HAIR *et al.* (2005), argumentam que a análise discriminante é muito sensível à proporção entre o tamanho da amostra e o número de variáveis preditoras, tornando instáveis seus resultados quando o tamanho da amostra diminui em relação ao número de variáveis independentes. Os autores revelam que “o tamanho mínimo recomendado é de cinco observações por variável independente e que essa proporção deve ser mantida mesmo que todas as variáveis consideradas não entrem na função discriminante (como na estimação *stepwise*)”. Os autores argumentam ainda que uma proporção de vinte observações por variável preditora também pode ser utilizada, apesar de acreditarem ser difícil de se manter essa proporção na prática.

Outra regra sugerida no trabalho de HAIR *et al.* (2005), diz respeito ao número mínimo de elementos do menor grupo. Segundo os autores, “no mínimo, o menor grupo deve exceder ao número de variáveis independentes”.

De forma resumida, teríamos definido como amostra de teste ao menos vinte observações por grupo, o que representaria uma amostra mínima de sessenta observações. Esse critério, porém, não seria adequado ao número mínimo de cinco observações por cada variável preditora, ou seja, trinta e cinco elementos (resultado da multiplicação das sete variáveis independentes pelo número mínimo de cinco observações). Conseqüentemente, o tamanho mínimo da amostra deveria ser de 105 observações, o que, para fins desse trabalho, geraria a dificuldade da partição da amostra existente para a validação e teste (170 balanços patrimoniais e demonstrações de resultado do exercício).

Outro aspecto a ser considerado diz respeito ao maior tamanho da amostra. Apesar de haver indicações quanto ao número mínimo da amostra para a utilização e geração de modelos discriminantes, não é evidenciado na literatura método para a definição do número máximo de observações a ser empregado como base para a aplicação da ADL. Assim, os autores procuram, por meio de sua sensibilidade quanto ao problema de classificação e os tipos de variáveis, definir o conjunto total de elementos para a composição das amostras

(e.g, GUIMARÃES e MOREIRA, 2008, ANTONI, DAMACENA e LEZANA, 2006, MELLO, MACEDO e TAVARES FILHO, 2006, SCARPEL, 2003, GIMENES e URIBE-OPAZO, 2001). Assim, definiu-se o tamanho da amostra (n) como 1000 e, a partir desse valor, quarenta e oito observações no Grupo 1, quinhentas no Grupo 2 e quatrocentas e cinqüenta e duas no Grupo 3 foram geradas pelo método de Monte Carlo (método de simulação estocástica que permite a geração de amostras pseudo-aleatórios no intuito de avaliar o comportamento de determinada variável). Nesse caso, os problemas relacionados ao número de observações em cada grupo e quanto à amostra total de teste são contornados.

Uma outra dificuldade contornada pelo método de composição de amostra por meio da geração de número *pseudo-aleatórios* é quanto ao número de elementos existente em cada grupo, respectivamente, 11, 102 e 57 para os Grupos 1, 2 e 3. Nota-se que a retirada de elementos do grupo 1 (de apenas onze observações) para compor a amostra de testes poderia levar a erros quanto ao processo de generalização (classificação). Esse grupo não teria o número mínimo de vinte observações indicadas para a geração da ADL. O problema seria ainda maior se fosse aplicada uma regra de partição de 50% para a amostra de teste (aproximadamente 6 elementos) e 50% para a amostra de validação (5 elementos restantes).

De modo a contornar essas dificuldades, e ainda, prover a ADL de um número de observações consistente para os cálculos, decidiu-se por manter os dados existentes (170 demonstrativos financeiros) para compor a amostra de validação e emular a existência da amostra de teste. O procedimento utilizado para esse fim foi o da geração de números *pseudo-aleatórios* seguindo a distribuição de Gauss por meio dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ) identificados para cada variável preditora.

Passo 2: Geração de Indicadores (Conjunto de Números Aleatórios)

O processo de geração de números *pseudo-aleatórios*, efetutado conforme o método de Monte Carlo, segue a distribuição de Gauss com os parâmetros previamente identificados de cada variável (quadro 4.8) e selecionadas a partir do conjunto de demonstrativos financeiros e dos testes de normalidade/multicolinearidade. Esse processo permite simular a existência de um conjunto maior de demonstrativos financeiros por meio de n vetores de

dados de modo que façam parte da amostra para a obtenção da função discriminante (amostra de teste), e, posteriormente, que se modelem as curvas de pertinência dos conjuntos fuzzy.

Quadro 4. 8: Parâmetros (μ e σ) das Variáveis Seleccionadas

	Média (μ)	Desvio (σ)
Est_PL_s_Endividamento	-1,6828	0,9641
Est_Endiv_s_AT	-0,0696	0,4311
Est_PC_s_TA	-0,6409	0,5906
Est_PL_s_AP	-0,7133	0,7945
Liq_LiqCorrente_AC_s_PC	-0,2338	0,5014
Liq_LiqGeral	-0,4066	0,4419
Rent_LL_s_TA	-2,0509	1,5844

A geração dos números *pseudo-aleatórios* foi efetuada mediante a aplicação da função “*Compute Variable*” do menu “*Transform*” do programa estatístico SPSS. A figura 4.6 apresenta um exemplo de geração de dígitos *pseudo-aleatórios* baseado na distribuição normal onde os parâmetros média e desvio padrão possuem, respectivamente, os valores 4 e 2.

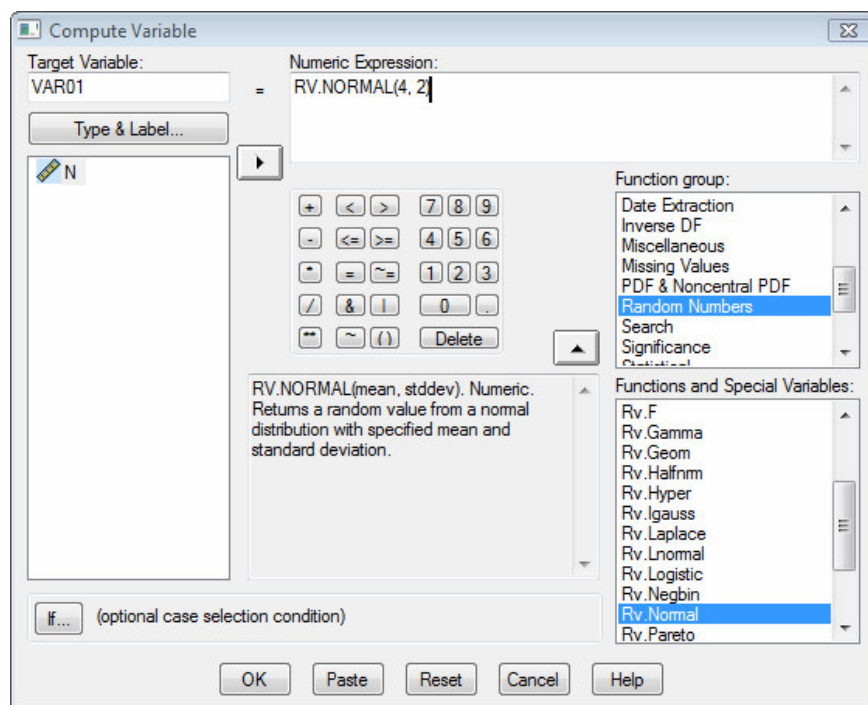


Figura 4. 6: Geração de Número Pseudo-Aleatório (Distribuição de Gauss) no SPSS

Passo 3: Aplicação das Regras de Classificação

O vetor de dados expressa (emula) a informação dos demonstrativos financeiros de companhias hipotéticas (C_i) e compõem a amostra de teste. A partir dos vetores de dados das variáveis selecionadas, gerados em função dos números *pseudo-aleatórios* com distribuição normal, utiliza-se um conjunto de regras de classificação. Esse conjunto de regras também é aplicado na amostra de validação (170 empresas).

A base de regras para classificação inicial é constituída a partir de um modelo heurístico que tem sua essência no indicador *Endividamento sobre o Ativo Total*. O método heurístico consiste em se tomar uma determinada decisão de acordo com a experiência prévia, com regras práticas e comumente utilizadas.

Uma regra heurística é uma implicação lógica da forma:

SE <condição> ENTÃO <consequência ou ação>

Assim, foram definidas as três regras que seguem:

- i. Se $Est_Endiv_s_AT < 0,5$; então classifica a empresa aérea no grupo 1 (Saudável).
- ii. Se $0,5 \leq Est_Endiv_s_AT < 1$; então classifica a empresa aérea no grupo 2 (Razoável).
- iii. Se $Est_Endiv_s_AT \geq 1$; então classifica a empresa aérea no grupo 3 (Insolvente).

4.7. APLICAÇÃO DE ANÁLISE DISCRIMINANTE LINEAR AO CONJUNTO DE DADOS GERADOS

Após a realização do processo de seleção dos indicadores e de aplicação das regras de classificação, a etapa seguinte é a de obtenção da função discriminante. Esta função é utilizada para classificar os membros em cada grupo dentre os n grupos considerados.

Os pressupostos da Análise Discriminante Linear (ADL) são:

- Os valores de cada variável independente (regressores) devem seguir à distribuição normal.
- A pertinência em determinado grupo é considerada mutualmente exclusiva (cada caso é classificado em um único grupo) e coletivamente exaustiva (todos os casos pertencem a um grupo).
- As matrizes de variância-covariância dentro do grupo devem ser iguais entre os grupos. A correlação entre duas variáveis independentes deve ser constante em todos os grupos.
- Os regressores não são altamente correlacionados. A média e a variância de um dado regressor não são correlacionadas.

O quadro 4.9 resume a estatística descritiva dos grupos. O item seguinte, 4.7.1, trata dos pressupostos da ADL.

4.7.1. Avaliação dos Pressupostos da Análise Discriminante

Para avaliação das premissas da Análise Discriminante, diversos testes foram conduzidos:

4.7.1.1. Correlação Linear e Covariância dos grupos

A correlação é definida como a relação ou dependência entre duas variáveis em um espaço bidimensional e sua força ou grau de relacionamento pode ser obtido por meio do coeficiente *r de Pearson* (ρ). A avaliação de coeficientes de correlação é importante em razão de seu potencial efeito de multicolenaridade (descrito anteriormente no item 4.5 –

seleção de indicadores e testes de multicolinearidade). A sua interpretação pode ser dada conforme os valores de ρ a seguir (STEVENSON, 2001):

- i. + 1,00 → relacionamento positivo, perfeito
- ii. cerca de + 0,70 → relacionamento positivo, moderado
- iii. 0,00 → ausência de relacionamento linear
- iv. cerca de -0,70 → relacionamento negativo, moderado
- v. -1,00 → relacionamento negativo, perfeito

Diferentemente da correlação, a covariância fornece uma medida não padronizada do grau de dependência entre duas variáveis (o que torna difícil a realização de julgamentos sobre a força do relacionamento). Ela é calculada por meio do produto dos desvios da média para cada variável em cada período.

Procedendo-se a verificação dos pressupostos da ADL, tem-se que o quadro 4.9 apresenta os resultados para a correlação e covariância dos grupos. Conforme pode ser visto, as variáveis não apresentam correlação estatisticamente significativa (nesse caso, utilizou-se os intervalos $0,7 \geq p \leq 1,0$ e $-1,0 \leq p \leq -0,7$) a ponto de se rever as variáveis de entrada.

Quadro 4. 9: Matriz de Covariância e Correlação de Variáveis Grupadas

	Est_PL_s_ Endividame nto	Est_Endiv_ s AT	Est_PC_s_TA	Est_PL_s_AP	Liq_ LiqCorrente_ AC_s_PC	Liq_LiqGeral	Rent_LL_s_ TA
Covariance							
Est_PL_s_ Endividamento	,999	-,005	,004	-,015	-,020	-,006	,006
Est_Endiv_s_AT	-,005	,050	-,008	,005	-,004	-,001	-,004
Est_PC_s_TA	,004	-,008	,339	-,007	-,015	-,020	-,006
Est_PL_s_AP	-,015	,005	-,007	,665	,006	,018	,053
Liq_LiqCorrente_ AC_s_PC	-,020	-,004	-,015	,006	,257	-,005	,033
Liq_LiqGeral	-,006	-,001	-,020	,018	-,005	,192	,008
Rent_LL_s_TA	,006	-,004	-,006	,053	,033	,008	2,574
Correlation							
Est_PL_s_ Endividamento	1,000	-,024	,007	-,018	-,039	-,013	,004
Est_Endiv_s_AT	-,024	1,000	-,064	,025	-,035	-,011	-,011
Est_PC_s_TA	,007	-,064	1,000	-,015	-,050	-,078	-,007
Est_PL_s_AP	-,018	,025	-,015	1,000	,014	,051	,040
Liq_LiqCorrente_ AC_s_PC	-,039	-,035	-,050	,014	1,000	-,022	,041
Liq_LiqGeral	-,013	-,011	-,078	,051	-,022	1,000	,011
Rent_LL_s_TA	,004	-,011	-,007	,040	,041	,011	1,000

a. The covariance matrix has 997 degrees of freedom.

4.7.1.2. Diferenças de Médias e Desvios-Padrão

Os parâmetros estatísticos média e desvio-padrão do conjunto de dados podem revelar alguns possíveis problemas quanto às variáveis consideradas para a consecução do modelo. O desejável é que a dispersão em torno dos valores da média de cada grupo não sobreponha com os valores exibidos pelos grupos restantes, produzindo assim uma melhor separação possível entre os grupos.

Em outras palavras, o intuito deve ser o de procurar obter a maior separação possível entre os grupos, permitindo assim a classificação de elementos em grupos distintos e de forma mutuamente excludentes, eliminando-se, conseqüentemente, os problemas em que um elemento seja classificado em mais de um grupo (*overclassification*).

Tomando-se como exemplo os dados do quadro 4.10 e relativos à variável *Est_PL_s_Endividamento*, tem-se que os valores da média e desvio-padrão observados no Grupo 1 (respectivamente, -1,6867 e 0,94508) e Grupo 2 (respectivamente, -1,6991 e 0,98989) são parelhos, significando que esta variável pode não proporcionar uma boa separação entre esses dois grupos. Mesmo quando se atenta para o Grupo 3, cujos valores de média e desvio-padrão são, respectivamente, -1,7550 e 1,01517, a utilização da variável pode contribuir com disfunções no processo de categorização, ou seja, realizando a classificação de um elemento em mais de um conjunto (*overclassification*).

O quadro 4.10 resume as estatísticas dos grupos.

Quadro 4. 10: Estatísticas dos Grupos

Grupo		Mean	Std. Deviation	Valid N (listwise)	
				Unweighted	Weighted
1	Est_PL_s_Endividamento	-1,6867	,94508	48	48,000
	Est_Endiv_s_AT	-,9513	,18600	48	48,000
	Est_PC_s_TA	-,5971	,50747	48	48,000
	Est_PL_s_AP	-,7098	,85613	48	48,000
	Liq_LiqCorrente_AC_s_PC	-,3579	,46527	48	48,000
	Liq_LiqGeral	-,4554	,47112	48	48,000
	Rent_LL_s_TA	-1,8035	1,74299	48	48,000
2	Est_PL_s_Endividamento	-1,6991	,98989	500	500,000
	Est_Endiv_s_AT	-,3032	,19364	500	500,000
	Est_PC_s_TA	-,6267	,56247	500	500,000
	Est_PL_s_AP	-,7588	,80779	500	500,000
	Liq_LiqCorrente_AC_s_PC	-,2391	,49410	500	500,000
	Liq_LiqGeral	-,4266	,43584	500	500,000
	Rent_LL_s_TA	-2,0860	1,59645	500	500,000
3	Est_PL_s_Endividamento	-1,7550	1,01517	452	452,000
	Est_Endiv_s_AT	,3223	,25663	452	452,000
	Est_PC_s_TA	-,6471	,61062	452	452,000
	Est_PL_s_AP	-,7028	,81981	452	452,000
	Liq_LiqCorrente_AC_s_PC	-,2291	,52524	452	452,000
	Liq_LiqGeral	-,3760	,43756	452	452,000
	Rent_LL_s_TA	-1,8524	1,59793	452	452,000
Total	Est_PL_s_Endividamento	-1,7238	,99877	1000	1000,000
	Est_Endiv_s_AT	-,0516	,42884	1000	1000,000
	Est_PC_s_TA	-,6345	,58193	1000	1000,000
	Est_PL_s_AP	-,7311	,81523	1000	1000,000
	Liq_LiqCorrente_AC_s_PC	-,2403	,50734	1000	1000,000
	Liq_LiqGeral	-,4051	,43875	1000	1000,000
	Rent_LL_s_TA	-1,9668	1,60718	1000	1000,000

4.7.1.3. Igualdade das Matrizes de Covariâncias

Para que seja possível realizar a regressão, é aconselhável a verificação da homogeneidade de variância.

A suposição de homogeneidade de variância é importante em razão das características da dispersão encontrada nos dados. Em caso de um dos grupos apresentar uma dispersão maior do que a dos outros grupos, as observações tenderão a sofrer problemas de “*overclassification*”, ou seja, serão definidas como pertencentes a mais de um grupo.

O teste *M de Box* verifica a suposição de igualdade das matrizes de covariâncias dos grupos. A hipótese de nulidade é a de que as matrizes de variância-covariância dos três grupos são iguais na população. As opções para o teste são “*pooled within covariance matrix*” (apresenta uma matriz de covariância diferente da matriz de covariância total e é obtida por meio do cálculo da média das matrizes de covariância separadas para todos os grupos) e “*separate groups*” (apresenta a matriz de variância de forma separada para cada grupo).

Para o caso em que o *P-valor* (estatística proveniente dos dados - significância) for maior que α (nível de significância), então a hipótese de igualdade das matrizes não é rejeitada, se for menor a suposição é rejeitada. É importante notar que, mesmo quando a suposição de homogeneidade é rejeitada, em razão de a análise discriminante ser robusta, os procedimentos para a obtenção das funções discriminantes não são comprometidos.

Assim, procedendo-se o teste ao nível de 5% de significância (α) e utilizando tanto a opção “*within covariance matrix*” quanto a opção *separate groups*” (Quadro 4.11 e figura 4.7), tem-se que o *P-valor* de 0,016 é menor que α de 5%, concluindo pela rejeição da hipótese de nulidade.

Quadro 4. 11: Teste M de Box para Matriz de Covariância

Box's M		83,497
F	Approx.	1,444
	df1	56
	df2	49730,772
	Sig.	,016

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

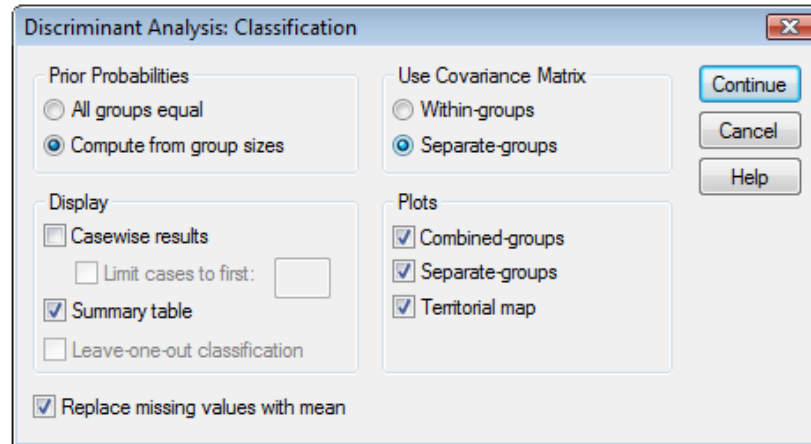


Figura 4. 7: Uso de Matriz de Covariância de Grupos Separados

4.7.1.4. Teste Lambda de Wilk para Igualdade de Médias

O potencial de contribuição de cada variável independente antes da criação do modelo pode ser medido por meio do teste *Lambda de Wilk*. No pacote estatístico SPSS, o teste apresenta os resultados do quadro *ANOVA fator único* para a variável independente tendo a variável *Grupo* como o fator. Valores maiores de 0,1 (ao nível de 5% de significância) indicam que a variável provavelmente não irá contribuir para o modelo. Complementarmente, as variáveis que apresentam valores menores ou iguais ao nível de significância de 5% indicam o bom potencial de predição entre os grupos.

Obtido pela razão da variação dentro dos grupos (variação não explicada) sobre a variação total, o valor de *Lambda* varia de 0 até 1. Para os casos em que o valor esteja próximo de 1, o indicativo é de que não há diferenças entre os grupos. Valores baixos de *Lambda* indicam grandes diferenças entre os grupos.

Resumindo os resultados, o Quadro 4.12 indica que as variáveis *Est_Endiv_s_AT* e *Rent_LL_s_TA* possuem grande potencial de contribuição ao modelo já que apresentam, respectivamente, os valores 0,000 e 0,063 de significância. Pela estatística *lambda*, a variável *Est_Endiv_s_AT* é a que apresenta maior potencial de contribuição (*lambda* = 0,272).

Quadro 4. 12: Teste Lambda de Wilk para Igualdade de Médias

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
Est_PL_s_Endividamento	,999	,405	2	997	,667
Est_Endiv_s_AT	,272	1331,745	2	997	,000
Est_PC_s_TA	,999	,250	2	997	,779
Est_PL_s_AP	,999	,576	2	997	,562
Liq_LiqCorrente_AC_s_PC	,997	1,403	2	997	,246
Liq_LiqGeral	,996	1,918	2	997	,147
Rent_LL_s_TA	,994	2,778	2	997	,063

4.7.1.5. Aplicação da Análise Discriminante

Os métodos de regressão comumente apresentados nos pacotes estatísticos para a determinação da função discriminante são “*Enter*” e “*Stepwise*”.

Tanto o método “*Enter*” quanto o “*Stepwise*” foram considerados para a verificação das funções discriminantes. Quanto às opções comuns aos métodos, foram designadas as seguintes (*vide* figura 4.6):

- Ao invés de se atribuir probabilidades iguais para os grupos, em ambos os casos foi respeitado o número de classificações observadas e relativas ao tamanho de cada um dos grupos para atribuição de probabilidade *a priori*.
- Em oposição ao uso da opção “*within groups*” (que é executada mediante a utilização das variáveis observadas), considerou-se, para o uso da matriz de covariância, a opção “*separate-groups*” de modo que a classificação dos casos fosse realizada por meio da função discriminante.

Deve-se lembrar que, conforme item 4.2.2.1, o número de funções que a regressão gera é dependente do número de grupos do modelo. Neste trabalho, em razão de se trabalhar com 03 (três) grupos, espera-se obter 2 (duas) funções discriminantes. O pacote estatístico SPSS foi utilizado para a avaliação das funções discriminantes obtidas através dos métodos *Enter* e *Stepwise*.

4.7.1.6. Método *Enter*

A regressão pelo método *Enter* toma o conjunto de variáveis independentes e as considera no modelo de regressão. O método é recomendável quando, por meio de experiência e conhecimento do problema, são conhecidas as variáveis que têm poder de explicação do fenômeno. De forma geral, também é indicado quando a quantidade de regressores é pequena. A inclusão de variáveis extras pode significar baixo poder de predição (busca de tendência linear em um modelo não linear, por exemplo).

Inicialmente, pode ser visto que o método *Enter* produziu, conforme Quadro 4.13, duas funções discriminantes. Os centróides são apresentados no quadro 4.14.

Quadro 4. 13: Coeficientes das Funções Discriminantes Canônicas - Método *Enter*

	Function	
	1	2
Est_PL_s_	,010	-,127
Endividamento		
Est_Endiv_s_AT	4,473	-,088
Est_PC_s_TA	,099	,041
Est_PL_s_AP	-,017	,345
Liq_LiqCorrente_		
AC_s_PC	,120	-1,076
Liq_LiqGeral	,125	,213
Rent_LL_s_TA	,023	,490
(Constant)	,424	,847

Unstandardized coefficients

Quadro 4. 14: Centróides das Funções Discriminantes - Método *Enter*

Grupo	Function	
	1	2
1	-4,037	,279
2	-1,129	-,054
3	1,678	,031

Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means

Antes de se optar pela utilização das funções exibidas no quadro 4.13, uma importante informação pode ser extraída pela observação dos autovalores (*eigenvalues*). Assim, o autovalor de 2,7 (Quadro 4.15) indica que a Função 1 tem grande poder de discriminação, e, em razão de o autovalor da Função 2 ser bem próximo de 0 (zero), pode-se descartar o seu uso.

Quadro 4. 15: Autovalores das Funções Discriminantes - Método *Enter*

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	2,700 ^a	99,8	99,8	,854
2	,006 ^a	,2	100,0	,075

a. First 2 canonical discriminant functions were used in the analysis.

Corroborando o descrito no quadro 4.15 o teste Lambda de Wilk que mede o quão bem cada função é capaz de discriminar os *n* casos em cada grupo. Valores baixos no teste indicam que a função tem grande poder de classificação. A função 1 (Quadro 5.16) apresenta grande poder de discriminação. Note que a Função 2 possui o valor de significância maior que 0,1, ou seja, 0,469.

Quadro 4. 16: Teste Lambda de Wilk para as Funções Discriminantes - Método *Enter*

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1 through 2	,269	1306,214	14	,000
2	,994	5,608	6	,469

O quadro 4.17 apresenta os resultados da aplicação da função discriminante. É possível verificar que a função discriminante realiza corretamente 68,8% das classificações das

empresas do grupo 1 (=33/48) e tem 100% de acerto na classificação de empresas do grupo 2 (=500/500). No grupo 3, o percentual de acerto é de 94,5% (=427/452). O poder global de classificação da função discriminante é de 96%.

Quadro 4. 17: Resultado de Funções Discriminantes - Método *Enter*

			Predicted Group Membership			Total
			1	2	3	
Original	Count	1	33	15	0	48
		2	0	500	0	500
		3	0	25	427	452
	%	1	68,8	31,3	,0	100,0
		2	,0	100,0	,0	100,0
		3	,0	5,5	94,5	100,0

a. 96,0% of original grouped cases correctly classified.

O gráfico correspondente à separação dos Grupos pode ser visto na figura 4.8.

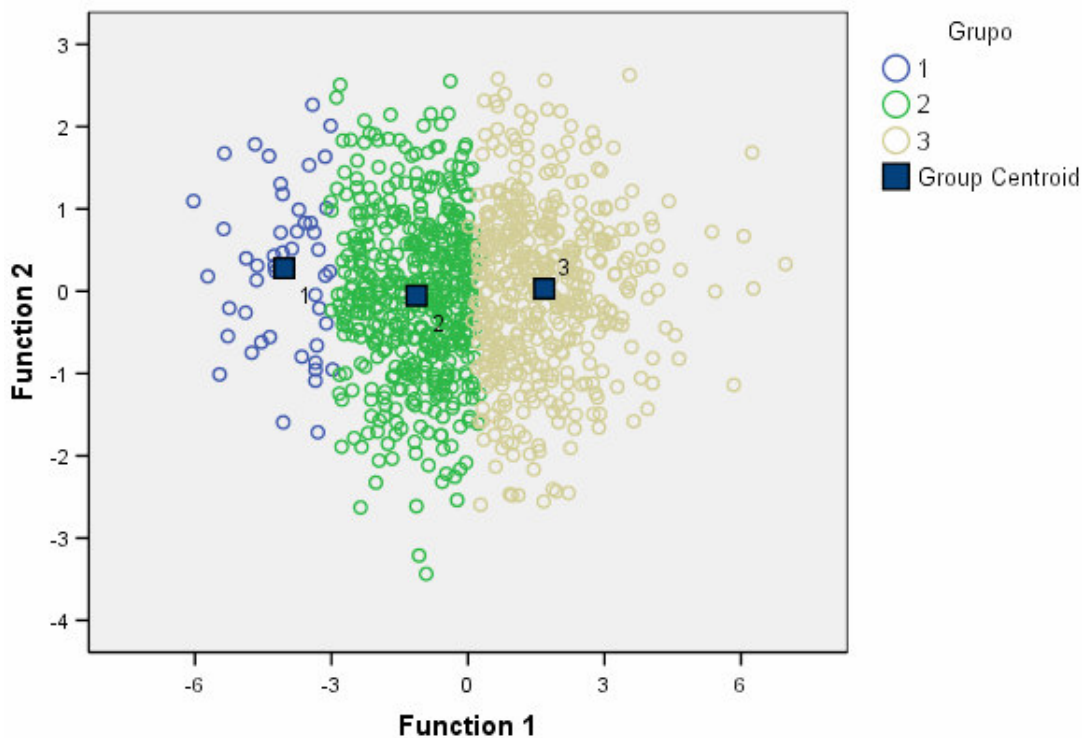


Figura 4. 8: Funções Discriminantes – Método *Enter*

4.7.1.7. Método Stepwise

A regressão pelo método *Stepwise* é recomendável quando existe uma grande quantidade de variáveis preditoras (variáveis independentes) e são desconhecidas algumas relações entre essas mesmas variáveis e a variável a ser predita (variável dependente). Nesse método, os critérios estatísticos são considerados em detrimento do conhecimento especialista.

A regressão *Stepwise* pode ser realizada por meio das seguintes estratégias:

- ➔ *Forward* – A regressão *Stepwise Forward* se inicia com a equação vazia de variáveis preditoras. Cada variável independente entra, uma por uma, na equação e são removidas à medida que diminui o potencial de classificação da equação.
- ➔ *Backward* – Nesse método, todas as variáveis preditoras entram no modelo e são retiradas, uma a uma, até que sejam identificadas as melhores variáveis preditoras.
- ➔ *Setwise* ou *Blockwise* – Quando, em blocos, as variáveis independentes são adicionadas à equação.

SILVA (2004) argumenta que a regressão *Stepwise* com *Back/Forward* “é um método que permite a remoção e adição de variáveis no modelo de regressão com o intuito de identificar o melhor grupo de variáveis preditoras do modelo. Ele utiliza o valor de *alfa* como base para comparação com o *valor-p*. A variável é removida se seu *valor-p* for maior que o valor *alfa*”.

Neste trabalho foi assinalado o método *Lambda de Wilk* para a definição das variáveis de entrada e, por conseguinte, a cada passo, a variável que minimizava o *score* total de *Lambda de Wilk* entrava no modelo.

Os resultados consolidados da aplicação da análise discriminante pelo método *stepwise* estão descritos conforme Quadros 4.18 a 4.22. Os centróides são apresentados no quadro 4.19.

Quadro 4. 18: Coeficientes da Função Discriminante Canônica - Método *Stepwise*

	Function
	1
Est_Endiv_s_AT (Constant)	4,464 ,230

Unstandardized coefficients

Quadro 4. 19: Centróides da Função Discriminante - Método *Stepwise*

Grupo	Function
	1
1	-4,016
2	-1,123
3	1,669

Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means

A observação do autovalor (*eigenvalue*) indica que a Função tem grande poder de discriminação (Quadro 4.20).

Quadro 4. 20: Autovalores da Função Discriminante - Método *Stepwise*

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	2,672(a)	100,0	100,0	,853

a. First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.

O teste Lambda de Wilk reafirma o descrito no quadro 4.20. Note que a Função possui o valor de significância maior que 0,1 (0,272) - Quadro 4.21.

Quadro 4. 21: Teste Lambda de Wilk para a Função Discriminante - Método *Stepwise*

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,272	1296,700	2	,000

O quadro 4.22 apresenta os resultados da aplicação da função discriminante pelo método *stepwise*. É possível verificar que a função discriminante realiza corretamente 72,9% das classificações das empresas do grupo 1 (=35/48) e tem 100% de acerto na classificação de

empresas do grupo 2 (=500/500). No grupo 3, o percentual de acerto é de 95,8% (=427/452). O poder global de classificação da função discriminante é de 96,8%.

Quadro 4. 22: Resultado de Classificação da Função Discriminante - Método *Stepwise*

			Predicted Group Membership			Total
			1	2	3	
Original	Count	1	35	13	0	48
		2	0	500	0	500
		3	0	19	433	452
	%	1	72,9	27,1	,0	100,0
		2	,0	100,0	,0	100,0
		3	,0	4,2	95,8	100,0

a. 96,8% of original grouped cases correctly classified.

4.7.1.8. Escolha da Forma Discriminante

Conduzidos os testes para a definição do modelo discriminante, temos que as soluções apontadas pelo método *Enter* e *Stepwise* são satisfatórias; contudo, o poder de classificação da função definida pelo método *stepwise* é ligeiramente superior (96,8% contra 96% do método *Enter*).

Outro aspecto importante quanto à decisão de adoção de um determinado modelo é quanto às variáveis de entrada. No método *Enter* é necessário o controle de 07 variáveis de entrada (*Est_PL_Endividamento*, *Est_Endiv_s_Ativ*, *Est_PC_s_TA*, *Est_PL_s_AP*, *Liq_LiqCorrente_AC_s_PC*, *Liq_LiqGeral* e *Rent_LL_s_TA*), ao passo que no método *stepwise* apenas uma variável é necessária (*Est_Endiv_s_Ativ*).

Assim, a forma definida para a função discriminante é a obtida por meio da regressão *stepwise* e seu valor terá a designação *V-Score*:

$$V - Score = 4,464x' + 0,23 \quad \text{Eq. 4.5}$$

Onde x' representa o valor da variável transformada *Est_Endiv_s_Ativ*. Logo, pode-se reescrever a função discriminante conforme segue:

$$V - Score = 4,464 \left(\frac{x^{-0,106} - 1}{-0,106} \right) + 0,23 \quad \text{Eq. 4.6}$$

Onde x representa o valor da variável de entrada *Est_Endiv_s_Ativ* considerando-se a transformação para adequação aos pressupostos de normalidade exigidos pela Análise Discriminante.

4.8. DETERMINAÇÃO DO SISTEMA DE INFERÊNCIA FUZZY

Uma vez definida a função discriminante, o passo seguinte é a caracterização do sistema fuzzy. O intuito é o de tornar mais precisas as classificações do modelo econométrico e, mais ainda, fornecer o “caminho de entrada para o mundo fuzzy”, a fuzzificação, usufruindo também dos demais recursos oferecidos pela lógica concebida por ZADEH. Nesse novo modelo, a classificação de um elemento em um determinado grupo deixa de ser realizada pelo método dos centróides da função discriminante, mas pelo maior valor de pertinência atribuído pelas funções de pertinência dos conjuntos fuzzy. Essa nova estrutura dá a forma do modelo híbrido de análise de situação econômico-financeira.

O sistema é inteiramente definido por meio da caracterização dos seguintes elementos:

4.8.1. Variável de Entrada

A variável de entrada do modelo fuzzy e respectivo conjunto de valores *crisp* (valores reais da variável) são definidos pela variável independente *Est_Endiv_s_Ativ*.

4.8.2. Valores de Suporte

Os suportes para os conjuntos fuzzy são obtidos pela resolução da função discriminante (equação 4.2) e correspondem aos valores do eixo das abscissas (x) em um plano cartesiano. Ou seja, são definidos pelo *score* discriminante (*V-Score*). Às ordenadas (y) correspondem os valores das pertinências para os *V-Scores* e são definidos por meio do processo de fuzzificação.

4.8.3. Processo de Fuzzificação

O processo de fuzzificação é realizado mediante a definição das pertinências dos valores da variável de entrada – intervalo numérico fechado $[0, 1]$. De modo geral, as funções lineares baseadas em formas triangulares e trapezoidais são bastantes práticas e fáceis de se implementar, porém, carecem de uma maior precisão quando da necessidade de avaliações um pouco mais rigorosas. De modo alternativo, as etapas para a atribuição de funções de pertinência foram as seguintes:

Análise de Distribuição de Frequência

Apesar de a atribuição de funções de pertinência ser um processo colaborativo, onde o especialista tem a possibilidade de definir as formas das funções (trapezoidais, triangulares etc.), iniciaram-se os estudos por meio do histograma de cada grupo a fim de que fosse possível identificar tendências nos mesmos. As figuras 4.8 a 4.10 apresentam as distribuições de frequência e as linhas de tendência em cada grupo.

Nas figuras 4.9 e 4.11 é possível notar a suavização da curva de tendência, o que faz com que a utilização de funções exponenciais possa ser considerada. A figura 4.10, porém, sugere a adequação de uma função polinomial.

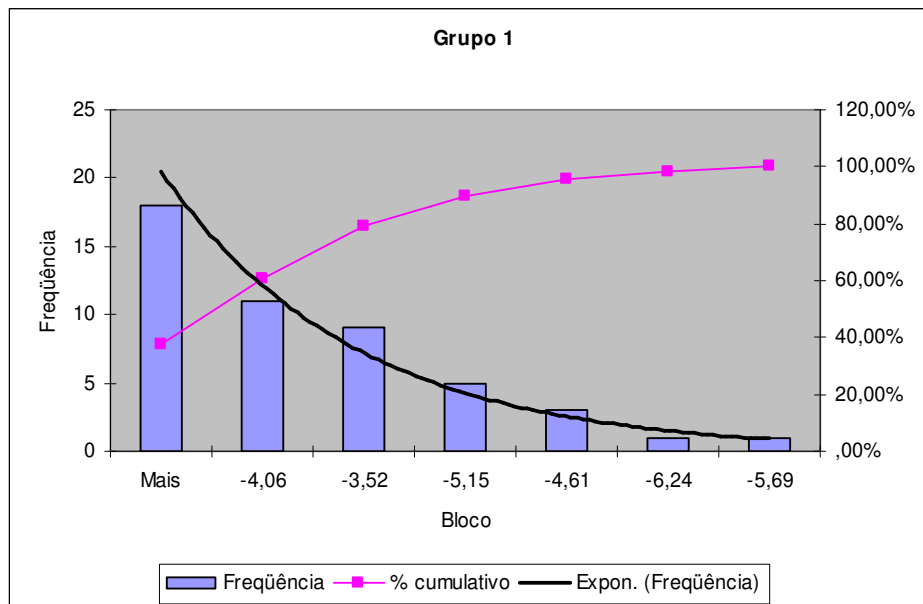


Figura 4. 9: Distribuição de Frequência – Grupo “Saudável”

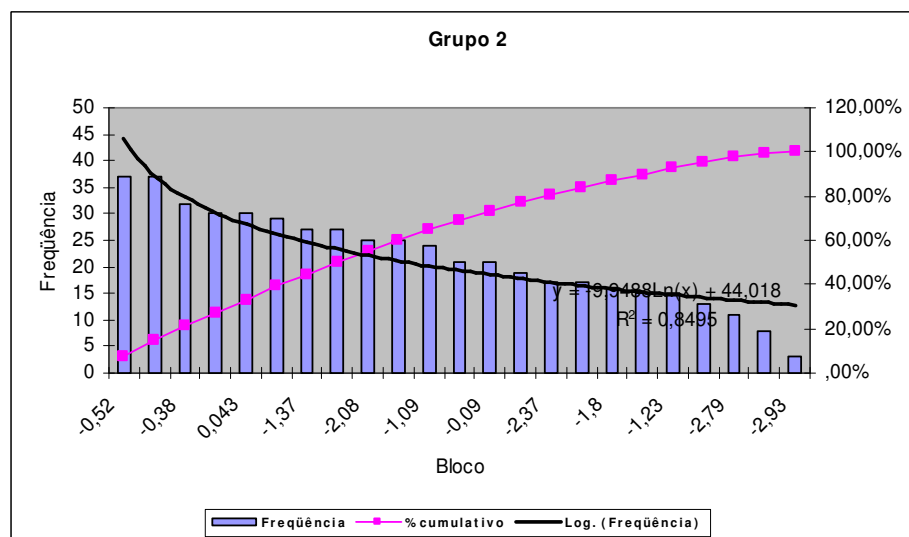


Figura 4. 10: Distribuição de Frequência – Grupo “Razoável”

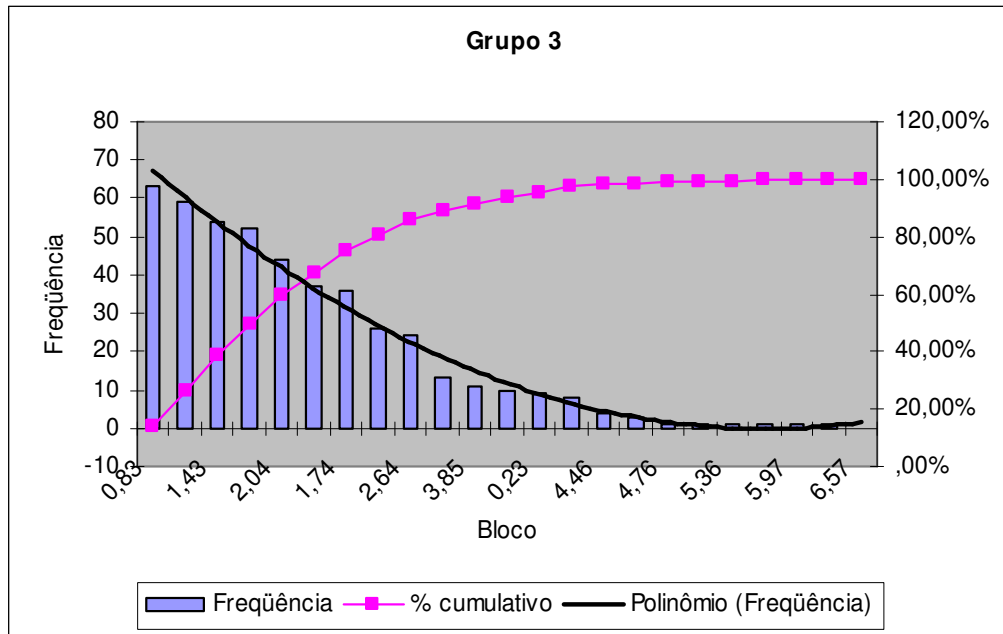


Figura 4. 11: Distribuição de Frequência – Grupo “Insolvente”

Definição das Funções de Pertinência

Com base nas investigações iniciais, foi definido o seguinte tratamento:

- Adotar, nos conjuntos “Razoável” (G2) e “Insolvente” (G3), o modelo integral-fuzzy com *curvas de Gauss* definidas por meio dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ) dos centróides da função discriminante. A normalização dos valores obtidos é realizada por meio do valor máximo de cada função. Essa característica faz com que, em G2, tenha-se uma forma reflexiva para valores inferiores à média, indicando menores valores de pertinência à medida que se caminha para $-\infty$ no eixo das abscissas. Em G3, tem-se a particularidade de, a partir de valores maiores que a média, a consideração do valor de pertinência 1, indicando a máxima pertinência no conjunto à medida que se caminha para $+\infty$ no eixo das abscissas.
- Para o conjunto “Saudável” (G1), adotou-se a forma de *Associação Exponencial* por meio de processo de estimação de curva (regressão).

Assim, têm-se as seguintes funções de pertinência:

$$\mu(G1) = \begin{cases} 1, & \forall VScore \leq -6,1 \\ \int -0,04(1 - e^{-0,53VScore}) / VScore, & -6,1 > VScore < 0 \\ 0 / VScore, & \forall VScore \geq 0 \end{cases} \quad \text{Eq. 4.7}$$

$$\mu(G2) = \begin{cases} \int \frac{0,391 e^{\frac{-VScore^2}{2,152} - 1,04VScore - 0,586}}{0,39} / VScore \end{cases} \quad \text{Eq. 4.8}$$

$$\mu(G3) = \begin{cases} \int \frac{0,37 e^{\frac{-VScore^2}{2,62} + 1,27VScore - 1,06}}{0,369} / VScore, & \forall VScore < 1,669 \\ 1, & \forall VScore \geq 1,669 \end{cases} \quad \text{Eq. 4.9}$$

A figura 4.12 apresenta os valores de pertinência em cada grupo e seus valores de suporte (*V-Score*). A definição da classificação de um elemento em determinado grupo é determinada pelo maior valor dentre as pertinências de cada conjunto.

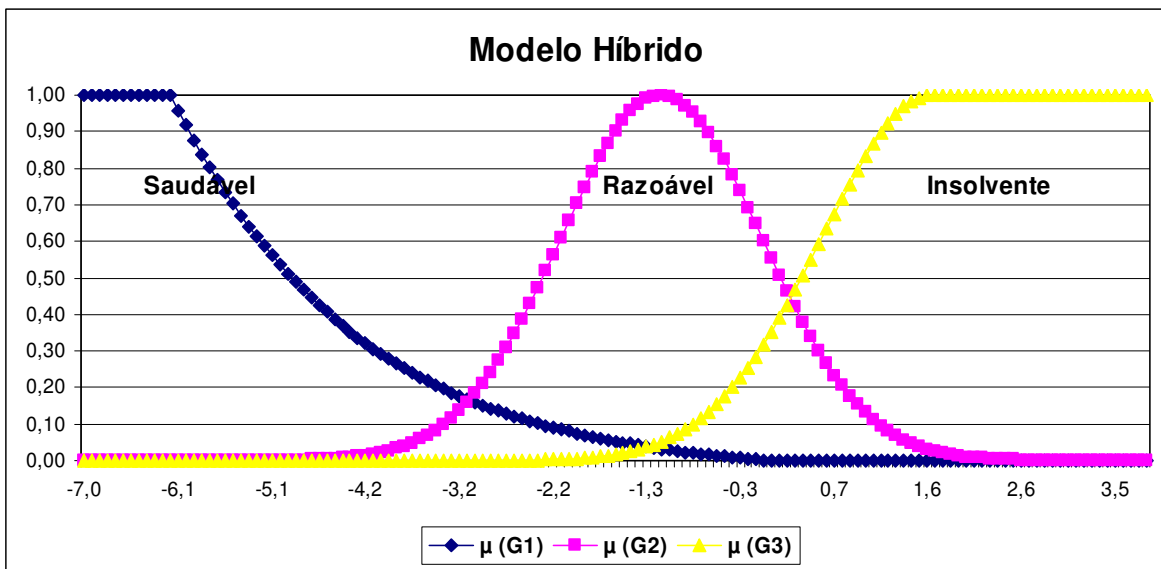


Figura 4. 12: Caracterização do Modelo Híbrido (Discriminante-Fuzzy)

4.8.4. Teste de Aderência do Modelo Híbrido

Cumpridas as etapas anteriores, a aderência do novo modelo de avaliação de situação econômico-financeira é avaliada confrontando-se a classificação inicial, gerada a partir das regras heurísticas, a obtida por meio da aplicação da função discriminante, e, finalmente, por meio da aplicação do modelo híbrido.

4.8.4.1. Resultados da Função Discriminante (ADL)

Levando-se em consideração a aplicação da função discriminante (equação 4.6) à amostra de validação, é possível verificar que o modelo gerado pela ADL apresentou falhas de classificação em 6 (seis) dos 170 (cento e setenta) casos apresentados. O quadro 4.23 apresenta o resumo dos testes, enquanto que o apêndice 4 traz os testes completos.

No grupo das empresas saudáveis, a ADL classificou 14 (quatorze) empresas, quando, na forma original (classificação inicial), apenas 11 (onze) companhias pertenciam ao Grupo 1. No Grupo 2 (empresas razoáveis), era esperado que a função discriminasse corretamente 102 (cento e duas) empresas, porém, apenas 99 (noventa e nove) figuraram nesse grupo. Já no Grupo 3 (insolventes), a função classificou corretamente todas as 57 (cinquenta e sete) empresas.

Em termos globais, tem-se que o modelo discriminante apresentou percentual de sucesso de 96,5%. De fato, o modelo apresentou nível de acerto dentro do que era esperado, visto que o percentual global de sucesso atingido na amostra de teste fora de 96,8% (veja quadro 4.22 – Resultado de Classificação da Função Discriminante - Método *Stepwise*).

Quadro 4. 23: Comparativo Análise Discriminante x Modelo Híbrido

Grupo	CLASSIFICAÇÃO		
	Inicial	ADL	Híbrido
Saudável	11	14	11
Razoável	102	99	102
Insolvente	57	57	57
Sucesso		96,5%	100,0%

4.8.4.2. Resultados do Modelo Híbrido

O conjunto de testes conduzidos e aplicados na amostra de validação revelou a eficiência do modelo híbrido (quadro 4.23). Aplicado aos 170 (cento e setenta) demonstrativos financeiros, constatou-se 100% de sucesso nas classificações. O apêndice 4 apresenta os testes completos e seus resultados, exibindo as informações relativas a:

- Est_Endiv_s_AT: Indicador econômico-financeiro. Calculado, conforme apêndice II, por meio do somatório dos valores do *passivo circulante e exigível a longo prazo* e dividido pelo *total do ativo*.
- ADL: Valor resultante da aplicação da função discriminante (equação 4.6).
- $\mu(G_i)$: Graus de pertinências nos três diferentes conjuntos. Trazem os resultados da aplicação das funções de pertinências (equações 4.7 a 4.9).
- Classif. Inicial: Corresponde à classificação atribuída pelo conjunto de regras heurísticas. (veja o *Passo 3 da Aplicação das Regras de Classificação* no item 4.6 – Composição da Amostra de Teste e de Validação).
- Classif. ADL: Corresponde à classificação atribuída pela função discriminante (a classificação é definida a partir dos centróides de cada grupo – veja quadro 4.22).
- Classif. Híbrido: Classificação atribuída pelo modelo híbrido (maior valor de pertinência dentre os valores de pertinência em cada grupo – veja equações 4.7 a 4.8).

Comparativamente, o quadro 4.24 apresenta os resultados alcançados com a aplicação de diferentes técnicas (conforme discutidos em capítulos anteriores): Análise Discriminante Linear; Redes Neurais; Logit (o trabalho de Almeida e Siqueira, 2000, apresentou o comparativo entre o modelo logit 1 e logit 2, sendo que, no primeiro, foi empregada a regressão com o método *enter*, na segunda, os autores utilizaram a regressão *stepwise*); Análise Discriminante Linear e *Least Square Support Vector Machine*; Neuro-Fuzzy; Fuzzy Discriminant Analysis; Kernel Fuzzy Discriminant Analysis; Ad Hoc; e Algoritmos Genéticos.

Nota-se, pelo quadro, que os modelos analisados não atingem 100% de sucesso nas classificações, percentual obtido pelo modelo híbrido deste trabalho.

Quadro 4. 24: Percentual de Sucesso de Classificações com o Uso de Diferentes Técnicas

Uso	Técnica	Autor	Ano	Sucesso Global	Fonte
Modelos Empresariais Gerais	ADL	Pereira	1999	88,0%	Kassai e Kassai (2002) apud Silva (2004)
		Altman	1968	80,0%	
		Kanitz	1976	74,0%	
		Matias	1978	75,0%	
		Elizabetsky	1976	69,0%	
Modelos para Previsão de Falência Bancária	Rede Neural	Almeida e Siqueira	2000	67,0%	Almeida e Siqueira (2000)
	Logit 1	Almeida e Siqueira	2000	68,2%	
	Logit 2	Almeida e Siqueira	2000	78,6%	
Aplicação na Área de Saúde	ADG e LSSVM	Polat <i>et al.</i>	2006	82,1%	Polat <i>et al.</i> (2006)
	ADL	Sengur	2007	95,9%	Sengur (2007)
	Neuro-Fuzzy	Sengur	2007	94,0%	
	ADL	Luan <i>et al.</i>	2007	81,9%	Luan <i>et al.</i> (2007)
Concentração de Ozônio	ADL	Ghiauss	2005	98,0%	Ghiauss (2005)
Flores Iris	FDA	Wu e Zhou	2006	89,3%	Wu e Zhou (2006)
	KFDA	Wu e Zhou	2006	93,3%	
Setor Aéreo	<i>Ad Hoc</i>	Pinto <i>et al.</i>	2006	-	PIITO <i>et al.</i> (2006)
	ADL	Chow <i>et al.</i>	1991	Entre 76% e 83%	Chow <i>et al.</i> (1991)
	Logit	Pilarski e Dihn	1999	-	Pilarski e Dihn (1999)
	Algoritmo Genético	Gritta <i>et al.</i>	2006	91%	Gritta <i>et al.</i> (2006)
	Rede Neural	Davalos <i>et al.</i>	1999	77%	Davalos <i>et al.</i> (1999)

- Não informado.

5. METODOLOGIA APLICADA E REFINAMENTOS

Uma vez definido e validado o modelo de classificação e evidenciada sua eficiência por meio de seu poder de classificação (100% de acerto na amostra de teste e de validação), torna-se possível a construção de modelos que irão apoiar o processo de análise grupada, permitindo também, além da classificação, a realização de ordenamento e agrupamento de empresas por meio de escalas mais intuitivas para o usuário.

Esses novos recursos irão fazer com que as saídas geradas pelo modelo discriminante-fuzzy possam ser mais bem entendidas, já que determinadas escalas, como as elaboradas pelas agências classificadoras de risco (*e.g.* as baseadas em letras ou pontos), nem sempre são inteiramente compreendidas por aqueles que não têm inteiro domínio do assunto.

5.1. ORDENAÇÃO EM ESCALA DE INTERVALO FECHADO (0 A 10)

Não obstante ser possível, por meio do *Score* discriminante a realização de ordenamento, seus valores não são intuitivos para um indivíduo comum. Dessa forma, um usuário que não esteja familiarizado com o novo sistema poderia argumentar a respeito do que seria o valor -2 ou +2 sugerido pelo *V-Score*.

Para contornar essa possível dificuldade, é razoável estabelecer um *Score* em intervalo fechado (0 a 10) e, por conseguinte, estabelecer um ordenamento numa escala mais intuitiva para o usuário da informação.

O ordenamento consistiu em uma adaptação do trabalho de JAIN (1976) *apud* CHEN (1985), cuja ordenação das saídas fuzzy é realizada utilizando-se o resultado da interseção dos conjuntos fuzzy com um conjunto denominado “*maximizing set*”, que considera apenas o lado direito da função de pertinência.

Sendo A_i , $i=1,2, \dots, n$, números fuzzy com funções triangulares de pertinência $f_{A_i}(x)$, sendo x pertencente a R , $i = 1, 2, \dots, n$, o método de Jain define o “*maximizing set*” como $M = \{(x, f_M(x)) \mid x \text{ pertencente a } R\}$, com

$$f_M(x) = \begin{cases} (x/x_{\max})^k, & x \text{ pertencente a } S, \\ 0, & \text{para todos os outros casos} \end{cases} \quad \text{Eq. 5.1}$$

Neste caso, tem-se que $x_{\max} = \sup S$, $S = \bigcup_i^n S_i$, sendo S_i o conjunto suporte de A_i e k variando conforme a aplicação. A ordem dos números fuzzy para cada A_i é calculada por meio da seguinte expressão: $U_M(i) = \sup_x (f_M(x) \wedge f_{A_i}(x))$, $i = 1, 2, \dots, n$.

O método, porém, apresenta dificuldades de implementação quando acontecem sobreposições em relação à função de pertinência correspondente ao lado direito do número fuzzy (figura 5.1) ou quando o conjunto de suporte contém valores negativos (resultando $f_M(x) < 0$, figura 5.2).

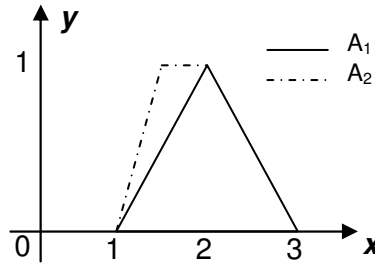


Figura 5. 1: Formas Trapezoidal e Triangular de Número Fuzzy
Fonte: CHEN (1985)

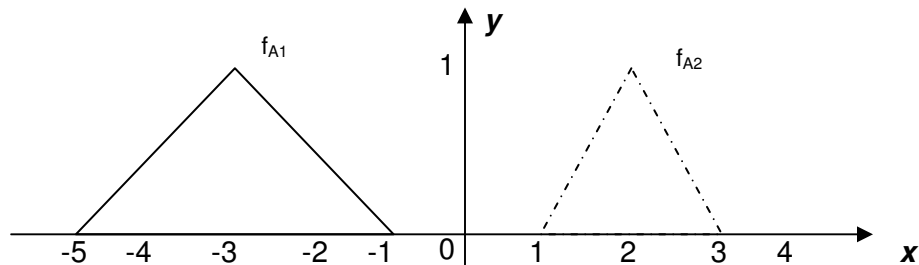


Figura 5. 2: Forma Triangular com Suportes Negativos de Números Fuzzy
Fonte: CHEN (1985)

De modo a contornar essas dificuldades e em razão de se estar trabalhando com formas gaussianas e de associação exponencial, para a definição do conjunto “*maximizing set*”, foi utilizada a formulação matemática transcrita na equação 5.2 (também considerado no trabalho de CHEN, 1985) e as adaptações que seguem.

$$HFSAT_i = \frac{VScore_i - VScore_{\max}}{VScore_{\min} - VScore_{\max}} \times 10 \quad \text{Eq. 5.2}$$

Onde $V-Score_i$ corresponde ao valor de entrada da variável de entrada.

A alcunha HFSAT corresponde ao acrônimo para *Hybrid Financial Statement Analysis Techniq*, Técnica Híbrida de Análise de Demonstrações Financeiras e que corresponde ao “*V-score*” definido em uma escala fechada entre 0 e 10.

Em relação aos valores $V-Score_{\min}$ e $V-Score_{\max}$, procedeu-se a análise descritiva de 3.417 demonstrações financeiras de empresas de linhas aéreas referentes ao período de 1973 a 2006 (ICAO, 2006). A partir das medidas de tendência central (média, mediana e moda), de dispersão (desvio padrão) e separatrizes (quartis, decis e percentis) apresentadas nos quadros 5.1, 5.2 e figura 5.3, avaliou-se a adequação dos valores mínimos e máximos do $Vscore$ aos valores determinantes dos conjuntos do modelo híbrido (figura 4.11).

Quadro 5. 1: Medidas Básicas de Avaliação

<i>Medida</i>	<i>Valor</i>
Média	0,8679661
Desvio Padrão	0,654
Coef. Variação	75,3%
Mediana	0,81
Moda	0,82
Mínimo	0
Quartil1	0,67
Quartil2	0,81
Quartil3	0,93
Máximo	15,0800

Quadro 5. 2: Medidas Básicas de Avaliação e valor *V-Score*

Percentil	Endividamento	V-Score
1%	0,240	-6,648
5%	0,370	-4,451
10%	0,490	-3,078
20%	0,630	-1,884
30%	0,710	-1,327
40%	0,770	-0,953
50%	0,810	-0,721
60%	0,860	-0,449
70%	0,900	-0,243
80%	0,960	0,047
90%	1,110	0,693
95%	1,380	1,644
96%	1,540	2,114
97%	1,745	2,644
98%	2,070	3,356
99%	2,838	4,639
99,5%	4,101	6,081
99,6%	4,353	6,310
99,7%	5,432	7,145
99,8%	8,176	8,639
99,9%	10,717	9,592
100,0%	15,080	10,756

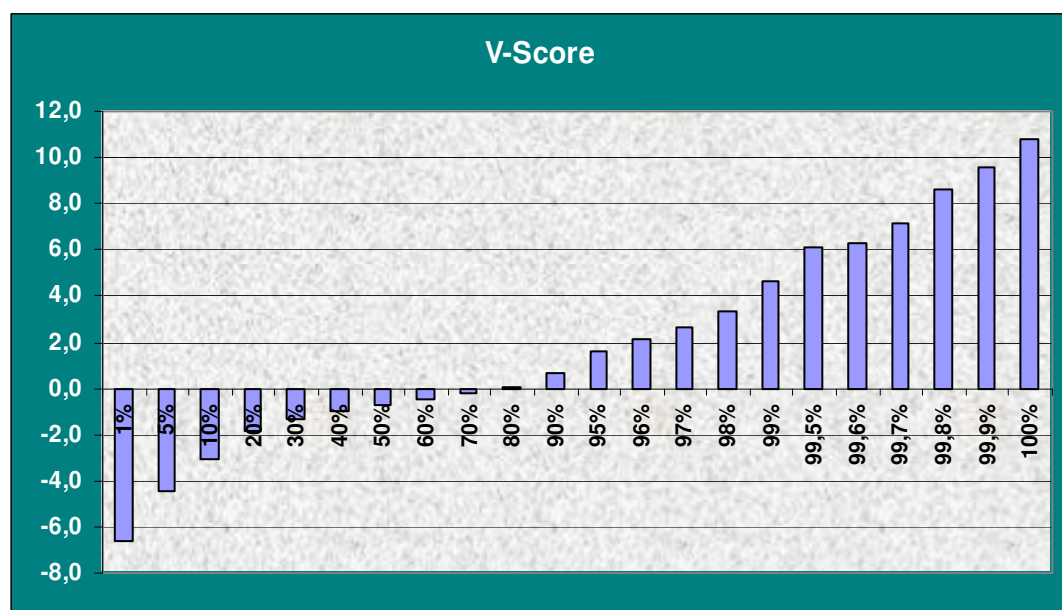


Figura 5. 3: Percentis e *V-Score* Correspondente

De tal modo que os valores limitantes de cada um dos três conjuntos iniciais (saudável, razoável e insolvente) fossem representativos da massa de dados e do comportamento econômico-financeiro das empresas do setor, os valores de $V-Score_{máx}$ (1,644) e $V-Score_{mín}$ (-3,078) foram assim considerados:

➔ $V-Score_{Mín}$ = Percentil 10: Significando que 10% das empresas apresentam grau de endividamento inferior a 0,49 e valores de $V-Score$ inferiores a -3,078.

➔ $V-Score_{Máx}$ = Percentil 95: 95% das empresas apresentam grau de endividamento inferior a 1,38 e $V-Score$ inferior a 1,644.

Reescrevendo então o exposto na equação 5.2, tem-se (i varia conforme a companhia):

$$HFSAT_i = \begin{cases} 10, \forall VScore_i \leq -3,085 \\ \frac{VScore_i - VScore_{max}}{VScore_{min} - VScore_{max}}, \text{ se } -3,085 < VScore_i < 1,644 \\ 0, \forall VScore_i \geq 1,644 \end{cases} \quad \text{Eq. 5.3}$$

A variável de saída correspondente à caracterização da *Situação Econômico-Financeira* da companhia recebe a denominação de HFSAT (acrônimo para *Hybrid Financial Statement Analysis Techniq*), Técnica Híbrida de Análise de Demonstrações Financeiras, que, readequada por meio de modificadores lingüísticos, podem melhor distinguir e definir os grupos. Ou seja, ao invés dos 03 (três) grupos iniciais (saudável, razoável e insolvente) definidos por meio do modelo discriminante-fuzzy (fig. 4.11), têm-se os seguintes grupos: *Livre de Risco, Baixo Risco, Risco Moderado, Alto Risco e Insolvente*.

Quadro 5. 3: Medidas Básicas de Avaliação e valor $V-Score$

Intervalo V-Score		Interval HFSAT		Rótulos
$-\infty$	—	-3,078	10,000	Livre de Risco/Nova Entrante/Saneada
-3,078	—	-1,11	10,000 — 5,832	Baixo Risco
-1,11	—	0,17	5,832 — 3,122	Risco Moderado
0,17	—	1,64	3,122 — 0,072	Alto Risco
1,64	—	$+\infty$	0,000	Insolvente

É importante notar que o grupo das empresas *livres de riscos* também compreende as *novas entrantes* e as *empresas saneadas*. Isso porque tanto as empresas recém constituídas quanto as saneadas, de forma geral, apresentam baixo endividamento em seu primeiro ano de operação ou, igualmente, exibem patrimônio líquido positivo.

A partir da definição dos 05 grupos do quadro 5.3, é possível caracterizar cada grupo. O método utilizado foi o da obtenção da amplitude interquartílica (diferença entre Quartil-3 e Quartil-1). Evitou-se a utilização da média em razão dos altos valores (>50%) obtidos na análise do *Coeficiente de Variação* (resultado da divisão do desvio padrão pela média). Assim, foram computados os valores do *V-Score* nos primeiros e terceiros quartis de cada grupo de modo que esses valores representassem 50% dos valores da variável em cada diferente grupo (amplitude interquartílica). O apêndice 5 apresenta os resultados da análise descritiva dos diversos grupos, enquanto que o quadro 5.4 apresenta as características gerais dos elementos de cada grupo.

Quadro 5. 4: Caracterização Financeira das Empresas Aéreas em cada Diferente Grupo

	Livre de Risco	Baixo Risco	Risco Moderado	Alto Risco	Insolvente
Grau de Endividamento	0,30 a 0,44	0,59 a 0,70	0,80 a 0,91	1,02 a 1,17	1,57 a 2,78
Liquidez Corrente	0,85 a 2,42	0,79 a 1,44	0,67 a 1,18	0,49 a 0,96	0,24 a 0,60
Rentabilidade do Ativo	0,60 a 1,43	0,78 a 1,57	0,69 a 1,43	-0,71 a 1,97	1,24 a 3,80
Retorno do Investimento	-0,4% a 7,0%	-0,4% a 5,5%	-2,1% a 3,7%	-13,4% a 1,6%	-79,4% a -18,7%
Margem Bruta	-1,4% a 9,2%	0,2% a 7,7%	-1,5% a 6,7%	-8,1% a 3,5%	-25,7% a -4,8%
Margem Operacional	0,7% a 9,7%	-0,5% a 6,3%	-2,4 a 4,5%	-14,2% a 1,4%	-40,1% a -7,0%
Margem Líquida	0,5% a 9,2%	0,5% a 4,9%	-2,0% a 3,6%	-13,0% a 1,3%	-41,8% a -7,1%

* Livre de Risco/Entrante/Saneada

As informações são úteis para auxiliar na caracterização dos grupos, fazendo com que torne possível, inclusive, a geração de modelos baseados em formas de agrupamento (*cluster*, por exemplo). Mais ainda, o quadro 5.4 traz evidências de que os indicadores de lucratividade (margem operacional e líquida), de rentabilidade (rentabilidade do ativo) e de liquidez (corrente e geral) deterioram-se à medida que a empresa afasta-se da classificação “*Livre de Risco*” e passa para níveis mais baixos, como “*Risco Moderado*”, por exemplo.

5.2. IMPLEMENTAÇÃO DO HFSAT

O HFSAT, como abordado nas seções 4.8 e 5.1 e inteiramente definido nas equações 4.6, 4.7, 4.8, 4.9 e 5.3, possui a grande vantagem da facilidade de implementação em termos computacionais, bastando para isso nada mais do que *softwares* de planilhas eletrônicas disponibilizados em pacotes tipo *home-office*, como o *Excel* da Microsoft ou o *BRCalc* (pacote aberto), ou bancos de dados (*e.g.* *Access* da Microsoft).

5.2.1. Heurística Aplicada em Planilhas Eletrônicas

As instruções para o cálculo ou classificação automática das empresas aéreas podem ser exemplificadas por meio da função lógica “*SE*”, disponíveis nos aplicativos de planilhas eletrônicas. Essa função tem por objetivo retornar um determinado valor se uma condição especificada for avaliada (*teste lógico*) como *verdadeira* e um valor diferente do primeiro se for considerada como *falsa*.

A sintaxe da função lógica “*SE*” é a seguinte:

SE(teste_lógico;valor_se_verdadeiro;valor_se_falso)

Supondo que se queira avaliar o valor *HFSAT* exibido na célula *C6* da planilha eletrônica, a função poderia ser escrita da seguinte maneira:

```
=SE(C6<=0;"Insolvente";  
SE(C6<=0,072;"Alto Risco";  
SE(C6<=3,122;"Risco Moderado";  
SE(C6<=5,832;"Baixo Risco"; "Livre de Risco"))))
```

Nesse caso, está se valendo dos recursos de *múltiplos testes* (o *software Excel* aceita até sete testes lógicos na mesma função *SE*) para obtenção da classificação da companhia.

Uma empresa cujo valor HFSAT fosse 6,5, por exemplo, assumiria a classificação “Livre de Risco”.

5.2.2. Aplicação Dirigida

De modo a evidenciar a aplicação do novo modelo e, complementarmente, apresentar os passos para o exercício ou implementação do HFSAT, tomando-se como base uma empresa cuja estrutura de balanço patrimonial tenha sido a apresentada na figura 2.1 (período de análise = 2003), teríamos:

- Passivo Circulante: R\$ 308.325.000,00
- Passivo Exigível a Longo Prazo: R\$ 14.717.000,00
- Total do Ativo: R\$ 544.519.000,00

A partir dos valores apresentados no demonstrativo financeiro em relação às obrigações do exercício (passivo circulante) e de longo prazo, têm-se os seguintes passos:

1^o. Cálculo do indicador econômico-financeiro de alavancagem, medido pelo Grau de Endividamento (soma do passivo circulante ao passivo exigível a longo prazo e seu resultado dividido pelo total do ativo), ou seja, computo da variável de entrada $Est_Endiv_s_Ativ(x)$.

$$x = \frac{308.325.000 + 14.717.000}{544.519.000} = 0,5932$$

2^o. Cálculo do *V-Score*, conforme indicado na equação 5.6.

$$V - Score = 4,464 \left(\frac{0,5932^{-0,106} - 1}{-0,106} \right) + 0,23 = -2,167$$

3^o. Cálculo da pertinência do valor *V-Score* (equações 5.7 a 5.9) nos três diferentes grupos.

$$\mu(G1) = \int -0,04(1 - \ell^{-0,53(-2,167)}) = 0,086$$

$$\mu(G2) = \int \frac{0,391 \ell^{\frac{(-2,167)^2}{2,152} - 1,04(-2,167) - 0,586}}{0,39} = 0,599$$

$$\mu(G3) = \int \frac{0,37 \ell^{\frac{(-2,167)^2}{2,62} + 1,27(-2,167) - 1,06}}{0,369} = 0,004$$

Assim, a partir da aplicação do modelo, verifica-se que a empresa apresenta os seguintes valores de pertinências: grupo saudável, 8,6%, razoável, 59,9% e insolvente, 4%. Essa situação classifica a empresa como razoável (maior pertinência dentre as pertinências em cada grupo). Calculando-se o valor HFSAT, tem-se:

$$HFSAT_{alfa} = \frac{-2,167 - 1,644}{-3,078 - 1,644} \times 10 = 8,07$$

O valor 8,07 classifica a empresa alfa, conforme Quadro 5.3, como uma companhia de “Baixo Risco” de Insolvência.

Um outro caso para tornar evidentes os resultados da aplicação do modelo híbrido é a análise da companhia aérea Northwest. Conforme tabela 5.1, nota-se que a empresa vem apresentado valores críticos de desempenho econômico-financeiro e passando da situação de “Baixo Risco”, no ano 2000, para “Alto Risco”, em 2005.

Nota-se que os valores exibidos na coluna *V-Score* dos quadros 5.5 e 5.7 não parecem ter um significado suficientemente claro e imediato para aqueles que não possuem o domínio da técnica, porém, o mesmo valor, transcrito para o modelo HFSAT, exibido numa escala

fechada (0 a 10), torna-se muito mais intuitivo para o usuário. Assim, a empresa, que chegara a exibir o excelente *HFSAT-Score* de 8,9 (2000), encerrou o ano de 2005 exibindo a nota 3,0, quando a pertinência no conjunto de empresas insolventes chegou a 43,8%.

Tabela 5. 1: Análise V-Score e HFSAT – Northwest (2000-2006)

Ano	V-Score	μ (G1)	μ (G2)	μ (G3)	Classificação	HFSAT
2000	-2,560	11,5%	38,0%	0,1%	Baixo Risco	8,90
2001	-1,72	6,0%	84,3%	1,3%	Baixo Risco	7,13
2002	-0,94	2,6%	98,3%	7,6%	Risco Moderado	5,46
2003	-0,947	2,6%	98,5%	7,4%	Risco Moderado	5,49
2004	-0,638	1,6%	89,7%	13,2%	Risco Moderado	4,83
2005	0,194	0,0%	44,8%	43,8%	Alto Risco	3,07
2006	0,709	0,0%	21,1%	70,6%	Alto Risco	1,98

A tabela 5.2 exibe alguns indicadores complementares e que permitem confirmar a situação econômico-financeira revelada pela aplicação do novo método. Notadamente, vê-se a redução gradual das margens de lucro, sobretudo no que diz respeito às margens líquidas nos diferentes anos (-22,3% no ano de 2006), bem como a acentuação do grau de endividamento da empresa (de 0,546 em 2000 para 1,114 em 2006) e menor retorno do investimento (-15,5% no ano de 2006).

Tabela 5. 2: Indicadores Econômico-Financeiros - Northwest (2000-2006)

Ano	Grau Endiv.	Liq. Corrente	Rent. Ativo	Retorno Invest.	Margem Bruta	Margem Operacional	Margem Líquida
2000	0,546	0,523	0,783	1,9%	6,1%	4,1%	2,5%
2001	0,65	0,86	0,58	-2,5%	-8,3%	-6,7%	-4,4%
2002	0,77	0,73	0,52	-4,3%	-8,6%	-13,1%	-8,4%
2003	0,771	0,884	0,493	2,6%	-3,0%	4,9%	5,2%
2004	0,825	0,801	0,603	-4,1%	-3,9%	-6,7%	-6,7%
2005	0,992	1,082	0,689	-12,9%	-7,3%	-18,2%	-18,8%
2006	1,114	1,125	0,695	-15,5%	6,2%	-22,2%	-22,3%

As tabelas 5.3 e 5.4 trazem exemplos da aplicação do modelo a empresas aéreas do Reino Unido.

Tabela 5. 3: HFSAT e Classificação de Empresas Aéreas do Reino Unido (2006)

AIR CARRIER	V-Score	μ (G1)	μ (G2)	μ (G3)	Classificação	HFSAT
Astraeus Ltd	4,43	0,00	0,0%	5,4%	Insolvente	0,00
British Airways	-0,54	0,01	85,4%	15,7%	Risco Moderado	4,62
British Midland	0,19	0,00	45,0%	43,6%	Alto Risco	3,08
Easyjet Airline	-2,64	0,12	34,1%	0,1%	Baixo Risco	9,07
European Air Charter	-0,09	0,00	61,0%	30,9%	Risco Moderado	3,67
First Choice Airways	-1,09	0,03	99,8%	5,5%	Risco Moderado	5,79
Flightline	-0,82	0,02	95,9%	9,4%	Risco Moderado	5,23
Flybe.British European	0,42	0,00	33,3%	55,3%	Alto Risco	2,60
Flyglobespan	-1,93	0,07	73,6%	0,7%	Baixo Risco	7,57
Gb Airways	-0,67	0,02	91,0%	12,5%	Risco Moderado	4,90
Global Supply Systems	-1,49	0,05	93,8%	2,3%	Baixo Risco	6,63
Jet2.Com Ltd	-0,40	0,01	78,3%	19,8%	Risco Moderado	4,32
Monarch Airlines	-0,81	0,02	95,6%	9,6%	Risco Moderado	5,20
Mytravel Airways	-1,89	0,07	75,7%	0,8%	Baixo Risco	7,49
Thomas Cook Airlines	0,31	0,00	38,7%	49,6%	Alto Risco	2,83
Thomsonfly	-1,58	0,05	90,4%	1,8%	Baixo Risco	6,83
Titan Airways	-2,86	0,14	24,5%	0,0%	Baixo Risco	9,53
Virgin Atlantic	-0,70	0,02	92,2%	11,8%	Risco Moderado	4,97

Tabela 5. 4: Indicadores Econômico-Financeiros Complementares de Empresas Aéreas do Reino Unido (2006)

AIR CARRIER	Grau Endiv.	Liq. Corrente	Rent. Ativo	Retorno Invest.	Margem Bruta	Margem Operacional	Margem Líquida
Astraeus Ltd	2,69	0,48	13,19	-92,0%	-7,8%	-6,5%	-7,0%
British Airways	0,84	0,72	0,63	0,1%	7,4%	1,9%	0,2%
British Midland	0,99	1,08	2,25	5,5%	2,7%	3,3%	2,5%
Easyjet Airline	0,54	2,14	0,76	4,5%	7,2%	8,1%	5,9%
European Air Charter	0,93	1,02	2,82	-17,5%	-4,0%	-6,2%	-6,2%
First Choice Airways	0,75	1,66	1,74	11,0%	11,5%	9,4%	6,3%
Flightline	0,79	1,31	3,21	2,4%	1,0%	0,8%	0,8%
Flybe.British European	1,04	0,87	1,32	1,7%	1,6%	1,3%	1,3%
Flyglobespan	0,62	1,45	8,12	11,8%	1,7%	1,8%	1,5%
Gb Airways	0,82	0,80	1,40	0,7%	1,6%	1,0%	0,5%
Global Supply Systems	0,69	1,45	3,08	5,8%	2,5%	2,8%	1,9%
Jet2.Com Ltd	0,87	1,04	1,60	0,0%	0,0%	0,7%	0,0%
Monarch Airlines	0,79	0,45	1,32	1,7%	2,6%	1,8%	1,3%
Mytravel Airways	0,63	1,79	1,19	4,1%	3,2%	2,8%	3,4%
Thomas Cook Airlines	1,02	0,89	1,97	12,7%	8,7%	9,2%	6,5%
Thomsonfly	0,67	2,06	1,63	23,6%	12,3%	11,8%	14,5%
Titan Airways	0,51	1,72	1,88	21,7%	15,9%	16,5%	11,5%
Virgin Atlantic	0,81	1,35	143,3%	1,6%	0,8%	1,7%	1,1%

Resumidamente, o conjunto de equações e heurísticas para a implementação do modelo HFSAT são bastante simples e intuitivos.

6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

A proposta desta Tese foi baseada na construção de um modelo que permitisse a avaliação, caracterização e o monitoramento de situação econômica e financeira de companhias de transporte aéreo.

Para a consecução dessa proposta, foram conduzidos estudos relacionados às principais técnicas utilizadas na modelagem de sistemas de classificação de situação econômico-financeira de empresas aéreas e estudos relacionados às finanças de companhias de modo que os arranjos e disposições de indicadores qualitativos e/ou quantitativos pudessem estar de acordo com a proposição de um modelo de fácil implementação computacional e de saídas intuitivas para o usuário da aplicação.

Após a consideração de diversos modelos baseados em técnicas econométricas multivariadas (logit e discriminante) e de inteligência artificial (redes neurais, algoritmo genético e lógica fuzzy) e de seus resultados quanto aos custos, erros de classificação, facilidade de uso e de implementação computacional, optou-se pela abordagem híbrida, aliando a análise discriminante à lógica concebida por Zadeh, a lógica fuzzy.

Como resultado, a conjugação da função discriminante com a lógica fuzzy proporcionou as bases para a elaboração do novo modelo, nomeado *Hybrid Financial Statement Analysis Techniq* (HFSAT). A aplicação da técnica HFSAT, que compreende um conjunto de funções destinadas à classificação de situação econômico-financeira de empresas aéreas, proveu evidências de eliminação das chamadas “grey zones”, comuns nas aplicações do método econométrico multivariado.

De forma complementar e inovadora, por meio de testes a 3.417 demonstrativos financeiros de aéreas, o novo modelo estendeu seus recursos para a caracterização de alguns dos principais indicadores de lucratividade (margem bruta, operacional e líquida), liquidez (liquidez corrente), de alavancagem (grau de endividamento) e rentabilidade (retorno do investimento e rentabilidade do ativo) de empresas do setor em cada um dos cinco grupos definidos na aplicação (*Livre de Risco, Baixo Risco, Risco Moderado, Alto Risco e*

Insolvente). As informações são úteis para auxiliar na caracterização dos grupos, fazendo com que torne possível, inclusive, a geração de modelos baseados em formas de grupamento (*cluster*, por exemplo).

Foi evidenciado, como era de se esperar, que os indicadores econômico-financeiros deterioram-se à medida que a empresa afasta-se da classificação “*Livre de Risco*” e passa para níveis mais baixos, como “*Risco Moderado*”, por exemplo.

Igualmente importante é salientar que os modelos baseados em métodos econométricos (e.g. regressão logística ou análise discriminante) ou inteligência artificial não proveram 100% de acerto nas classificações a que foram postos à prova, fazendo com que essa seja uma admirável vantagem do método apresentado neste trabalho, ou seja, “zero falha” no processo de classificação dos elementos das amostras de teste (1000 demonstrativos financeiros gerados pelo método de Monte Carlo) e de validação (170 demonstrativos de empresas aéreas).

Foram também obtidas evidências de que o modelo híbrido (HFSAT) é capaz de desonerar o analista do complexo e moroso processo de análise de demonstrativos financeiros (notadamente, dos balanços patrimoniais e demonstrações de resultado do exercício), oferecendo maior segurança e apoio ao processo de tomada de decisão quando da avaliação de: capacidade de pagamento de dívidas contraídas, pedidos de novos créditos financeiros ou de risco financeiro de empréstimos, risco de transferência de débitos para outras partes, retorno de investimento, aspectos concernentes à geração de emprego e qualificação ou capacidade de prover serviços de transporte/mobilidade à sociedade.

Do mesmo modo, por meio de um sistema de rotulagem de situação econômica e financeira que abrange os termos lingüísticos *Livre de Risco*, *Baixo Risco*, *Risco Moderado*, *Alto Risco* e *Insolvente*, o modelo HFSAT proporciona atendimento às necessidades dos usuários da informação desejosos por um instrumento que propicie “*outputs*” de fácil entendimento e ao mesmo tempo intuitivos quanto aos resultados inerentes ao objeto da avaliação. Mais ainda, a técnica híbrida, quando comparada a técnicas convencionais (e.g. redes neurais ou algoritmos genéticos) provê a implementação de suas funções com

menores custos quando da produção de *software* específico ou quando da implementação via *softwares* de planilhas eletrônicas convencionais. Isso acontece porque seu conjunto de funções não exige grandes recursos computacionais (de processamento, de armazenagem etc.) nem mesmo o uso de funções que utilizem operadores para “*loopings*” (e.g. *while*). A implementação pode ser efetuada em planilhas como o Excel da Microsoft sem o uso de programação por meio da linguagem *visualbasic for applications* ou Calc (do pacote aberto BROFFICE).

Faz-se pertinente, porém, quando da aplicação do HFSAT, a atenção quanto à adequação e/ou reclassificação das contas do balanço patrimonial e dos demonstrativos de resultado de exercício (em especial, as contas de leasing operacional), já que podem impactar sobremaneira os resultados financeiros das companhias e, conseqüentemente, seu *score* e classificação no modelo híbrido.

Quanto às técnicas, um cuidado que deve ser tomado quando da elaboração de modelos baseados na conjugação da Análise Discriminante Linear (ADL) e Lógica Fuzzy aplicada a sistemas de categorização dicotômicos/multicotômicos diz respeito à área de “*missclassification*” do método multivariado, as chamadas “*grey zones*”. Muito comum nas aplicações da ADL, os erros de classificação relativos à área de intersecção dos conjuntos devem ser tratados, assim como o foram no presente trabalho, com a introdução de uma nova curva de pertinência (sugere-se uma integral-fuzzy com o formato de uma curva de Gauss), definindo assim uma nova classe de elementos. A vantagem da introdução de uma integral-fuzzy com o formato tradicional de um sino e característico do modelo de Gauss é a sua propriedade de estabelecer, ainda que para valores tendendo a $+\infty$ ou $-\infty$, pertinências diferentes de zero. A conseqüência é que se torna possível a caracterização de cada elemento nos diferentes conjuntos.

Recomenda-se, como objeto de trabalhos futuros, a incorporação do HFSAT a sistemas que tenham por base a filosofia dos 5C’s (caráter, capital, colateral, capacidade e condições), evoluindo assim para um “painel de controle” com os dados e informações que compreendam aspectos subjetivos das análises de financiamento.

Diante do grande poder de classificação evidenciado na aplicação do modelo discriminante-fuzzy na avaliação de situação econômico-financeira de empresas aéreas, recomenda-se também a realização de estudos com vistas à elaboração de modelos híbridos para análises e diagnósticos inerentes aos campos da saúde, evidentemente, submetendo-os aos ajustes e adequações quanto às variáveis de entrada do modelo. Assim é que a definição e/ou evolução do quadro clínico de determinado paciente pode ser apontada por meio da nova metodologia.

Também os campos da psicologia (caracterização de estado ou perfil psicológico de indivíduos) ou da agricultura (classificação de grãos, por exemplo) podem, de maneira ampla, utilizar-se dos recursos de modelos baseados na análise discriminante e da lógica fuzzy. De fato, o uso da técnica híbrida pode ser estendido aos mais diversos campos das ciências, bastando apenas a conjugação de uma base de dados das variáveis de decisão com a metodologia e que irá fundamentar a construção dos modelos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- _____. Anuários do Transporte Aéreo – Dados Econômicos. Comando da Aeronáutica, Departamento de Aviação Civil/Agência Nacional de Aviação Civil. Anos Diversos.
- Airbus Orders and Deliveries. In: www.airbus.com/store/mm_repository/pdf/att00009024. Capturado em 06 de Janeiro de 2008.
- ALVES, M. L. (2002). *Efeito da Medição de Rugosidade na Massa de Padrões de Classe F2*. Tese: Mestrado, PUC-Rio.
- ANTONI, Verner L., DAMACENA, C. e LEZANA, Álvaro G. R (2006). *Um Modelo Preditivo de Orientação para o Mercado: Um Estudo no Contexto do Ensino Superior Brasileiro*. Teoria e Evidência Econômica, Passo Fundo, v. 14, Ed. Especial.
- BARLA, P. e KOO, B. (1999). “Bankruptcy Protection and Pricing Strategies in the US Airline Industry”, *Transportation Research Part E*, v. 35. pp. 101-120.
- Boeing Commercial Orders and Deliveries (2008). <http://active.boeing.com/commercial/orders>. Capturado em 07 de Janeiro de 2009.
- BUSHMAN, Robert, CHENB, Qi, ENGELC, Ellen e SMITH, Abbie (2004). “Financial Accounting Information, Organizational Complexity and Corporate Governance Systems”. In: *Journal of Accounting and Economics*, v. 37, pp. 167–201.
- BRAGA, M. J. F., MACHADO, M. A. S., BARRETO, J. M. (1995). *Conceitos da Matemática Nebulosa na Análise de Riscos*. Rio de Janeiro, Artes & Rabiskus.
- CARMO MÁRIO, P. (2002). *Contribuição ao Estudo da Solvência Empresarial: Uma Análise de Modelos de Previsão – Estudo Exploratório Aplicado em Empresas Mineiras*. Tese: Mestrado, USP.
- CASTRO JR., F. H. F. (2003). *Previsão de Insolvência de Empresas Brasileiras Usando Análise Discriminante, Regressão Logística e Redes Neurais*. Tese, Mestrado. USP.
- CHEN, S. H. (1985). “Ranking Fuzzy Numbers with Maximizing Set and Minimizing Set”, *Fuzzy Sets and Systems*, v. 17, pp. 113-129.
- CHOW, G., GRITTA, R. e LEUNG, E. (1991). “A Multiple Discriminant Analysis Approach to Gauging Air Carrier Bankruptcy Propensities: The AIRSCORE Model”. *Journal of the Transportation Research Forum*, v. 31(2), pp. 371-377.
- CORREIA, L. (2005). “Vida Artificial”. In: *XXV Congresso da Sociedade Brasileira de Computação*. São Leopoldo, RS.

- CURY, M. V. Q (1999). *Modelo Heurístico Neuro-Fuzzy para Avaliação Humanística de Projetos de Transporte Urbano*. Tese de Doutorado. COPPE, Rio de Janeiro.
- DAVALOS, S., GRITTA, R. e CHOW, G. (1999). “The Application of Artificial Intelligence to Predicting Bankruptcy Risks Facing the Major U.S. Air Carriers, 1979-1996: A Neural Network Approach”, *Journal of Air Transport Management*, v. 5(1), pp. 81-86.
- DOYLE, J., GE, W. e MCVAY, S. (2007). “Determinants of Weaknesses in Internal Control Over Financial Reporting”. In: *Journal of Accounting and Economics*, v. 44, pp. 193–223.
- ESPÍRITO SANTO JR. (2000), R. A. do. *Cenários Futuros para o Transporte Aéreo Internacional de Passageiros no Brasil*. Tese de Doutorado: COPPE/UFRJ. Rio de Janeiro.
- FARIA, M. P. C. (2006). *Análise de Crédito à Pequena Empresa – Um Modelo de Escoragem Baseado nas Metodologias Estatísticas: Análise Fatorial e Lógica Fuzzy*. Tese Mestrado: IBMEC. Rio de Janeiro.
- FILIPPO, S., SILVA, V. L., MACHADO, B. A., COSENZA, C. A. N. e RIBEIRO, S. K. (2005). “Lógica Fuzzy para Obtenção do Índice de Prioridade para Intervenção no Passivo Ambiental de Segmentos de Rodovias Pavimentadas”. In: *XIX ANPET*. Recife, PE.
- FILZMOSER, P., GARRETT., R. G., REIMANN, C. (2005). “Multivariate Outlier Detection in Exploration Geochemistry”, *Computers & Geosciences*, v. 31, pp. 579–587.
- FLINT, P. (2008). “*Capital Takes a Holiday*”, *Air Transport World*, v. 45, nº 12, December, pp. 28-33.
- GHIAUS, C. (2005). “Linear Fuzzy-Discriminant Analysis Applied to Forecast Ozone Concentration Classes in Sea-Breeze Regime”, *Atmospheric Environment*, vol. 39, pp. 4691–4702.
- GIMENES, R. M. T. e URIBE-OPAZO, M. A. (2001). “Modelos Multivariantes para a Previsão de Insolvência em Cooperativas Agropecuárias: Uma Comparação entre a Análise Discriminante e a Análise de Probabilidade Condicional – Logit”, *Caderno de Pesquisas em Administração*, São Paulo, v. 08, pp. 3-15 .
- GOLDBERG, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. New York: Addison Wesley.
- GRITTA, R. D., GOODFRIEND, J., ADRANGI, B. e DAVALOS, S. (2005). “A Review of Air Carrier Bankruptcy Forecasting Methodologies and Directions for Future Research”. In: *IX Air Transport Research Society World Conference*, Rio de Janeiro.

- GRITTA, R. D., BAHRAM, A., DAVALOS, S. e BRIGHT, D. (2006). “A Review of the History of Air Carrier Bankruptcy Forecasting and the Application of Various Models to the U.S. Airline Industry: 1980-2005”. In: *XIV International Economic History Congress*, Helsinki.
- GRITTA, R. D., DAVALOS S., CHOW, G. e HUANG, M. (2002). “Small U.S. Air Carrier Financial Condition: A Back Propagation Neural Network Approach to Forecasting Bankruptcy and Financial Stress”, *Journal of the Transportation Research Forum*, vol. 56(2), pp. 35-46.
- GUIMARAES, A. e MOREIRA, T. B. S. (2008). “Previsão de Insolvência: Um Modelo Baseado em Índices Contábeis com Utilização da Análise Discriminante”, *Revista Economia Contemporânea.*, vol.12, no.1, pp.151-178.
- HADI, A. S. (1992). “Identifying Multiple Outliers in Multivariate Data”, *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological)*, v.. 54, no. 3, pp. 761-771.
- HAIR Jr., J. F., ANDERSON, R. E., TATHAM, R. L. e BLACK, W. C. (1998). *Análise Multivariada de Dados*. 5ª. Edição, São Paulo, Bookman.
- HELFERT, E. A. (2000). *Técnicas de Análise Financeira: Um Guia Prático para medir o Desempenho dos Negócios*. Porto Alegre: Bookman, 9ª. Ed.
- HOL, S. (2007). “The Influence of the Business Cycle on Bankruptcy Probability”, *International Transactions in Operational Research*, v. 14, pp. 75-90.
- _____. *Financial Data* (2007). International Civil Aviation Organization (ICAO).
- IGNACCOLO, M. e INTURRI, G. (2000). “A Fuzzy Approach to Overbooking in Air Transportation”. In: *Journal of Air Transportation World Wide*, v. 5 (2).
- JAIN, R. (1976). “Decision-Making in the Presence of Fuzzy Variables”, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, v. 6, pp. 698-703.
- KARTALOPOULOS, S. V. (1996). *Understanding Neural Networks and Fuzzy Logic – Basic Concepts and Applications*. New Jersey: IEEE Press (Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc.).
- KASSAI, S. (2002). *Utilização da Análise por Envoltória de Dados (DEA) na Análise de Demonstrações Contábeis*. Tese de Doutorado: FEA/USP, São Paulo.
- LUAN, F., LIU, H.T., MA, W.P. e FAN, B.T. (2008). “Classification of Estrogen Receptor- β Ligands on the Basis of their Binding Affinities Using Support Vector Machine and Linear Discriminant Analysis”, *European Journal of Medicinal Chemistry*, v. 43, pp. – 43e52

- LIN, Y. H. e CHANG, Y. H. (2008). “Significant Factors of Aviation Insurance and Risk Management Strategy: An Empirical Study of Taiwanese Airline Carriers”, *Risk Analysis*, v. 28 (2).
- LUGER, G. F. (2002). *Artificial Intelligence, Structures and Strategies for Complex Problem Solving*. Harlow, England: Addison-Wesley. 4a. Ed., pág. 471.
- MATARAZZO, D. C. *Análise Financeira de Balanços: Abordagem Básica e Gerencial*. São Paulo: Atlas, 6ª. edição.
- MELLO, G. R., MACEDO, F. Q. e TAVARES FILHO, F. (2006). “Identificando o Endividamento dos Estados Brasileiros: Uma Proposta Através de Análise Discriminante”. In: *VI Congresso USP de Controladoria e Contabilidade*. São Paulo, Julho.
- MORRELL, P. S. (2002). *Airline Finance*. Burlington, USA: Ashgate, 2 revision.
- MOSSMAN, C. E., BELL, G. G., SWARTZ, L. M. e TURTLE, H. (1998). “An Empirical Comparison of bankruptcy Models”, *The Financial Review*, v. 33, pp. 35-54.
- MOTTA, C. G. L. (2004). *Sistema Inteligente para Avaliação de Riscos em Vias de Transporte Terrestre*. Tese Mestrado: UFRJ. Rio de Janeiro.
- PARK, C. H., LEE, M. (2008). “On Applying Linear Discriminant Analysis for Multi-labeled Problems”, *Pattern Recognition Letters*. V. 29 (7), pp. 878-887.
- PEREIRA DA SILVA, José (1983). *Administração de Crédito e Previsão de Insolvência*. Ed. Atlas. São Paulo.
- PIERNA, J. A. F., WAHLB, F., NOORDC, O. E., MASSAR, D. L. (2002). “Methods for Outlier Detection in Prediction”, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, v. 63 (1), pp. 27-39.
- PILARSKI, A. e DINH, T. (1999). *Numerical Scoring Approach to Credit Risk Analysis - Handbook of Airline Finance*. New York: McGraw-Hill, 329-342.
- PINTO, M. A. C., CARPENA, L. C. e MESQUITA, T. C (2006). “A Incerteza no Mercado de Transporte Aéreo Comercial Norte-Americano Qualificada: o Caso da Continental Airlines”, *Revista do BNDES*, v. 13, pp. 299-341.
- PITTMANA, J. A. e FORTIN, S. (2004). “Auditor Choice and the Cost of Debt Capital for Newly Public Firms”. In: *Journal of Accounting and Economics*, v. 37, pp. 113–136.
- POLAT, K., GÜNES, S. e ARSLAN, A. (2008). “A Cascade Learning System for Classification of Diabetes Disease: Generalized Discriminant Analysis and Least Square Support Vector Machine”, *Expert Systems with Applications*, v. 34, pp. 482–487.

- RIANI, M., ATKINSON, A. C. (2001). “A Unified Approach to Outliers, Influence, and Transformations in Discriminant”, *Journal of Computational & Graphical Statistics*, v. 10 (3), pp.513-527.
- RICH, E. (1983). *Inteligência Artificial*. São Paulo: McGraw-Hill.
- ROSE, N. L. (1990). “Profitability and Product Quality: Economic Determinants of Airline Safety Performance”, *The Journal of Political Economy*, v. 98 (5), Part 1 (Oct., 1990), pp. 944-964
- ROSE-GREEN, E. e DAWKINS, M. (2002). “Strategic Bankruptcies and Price Reactions to Bankruptcy Filings”, *Journal of Business Finance & Accounting*, v. 29 (9), pp. 1319-1335.
- ROSS, T. J. (1995). *Fuzzy Logic with Engineering Applications*. McGrawHill, USA.
- ROUSSEEUW, J., ZOMEREN, B. C. (1990). “Unmasking Multivariate Outliers and Leverage Points”, *Journal of the American Statistical Association*, v. 85, n. 411, pp. 633-639.
- RUSSEL, S. e NORVIG, P. (1995). *Artificial Intelligence: A modern Approach*. Prentice Hall Inc. New Jersey, USA.
- SANTOS, D. F. L. e ZOTES, L. P (2005). “Análise de Metodologias para Valoração de Pequenas e Médias Empresas com Alavancagem Financeira”. In: *XXV Encontro Nac. de Eng. de Produção*. Porto Alegre, Novembro.
- SCARPEL, R. A. (2003). “Modelos de Previsão de Insolvência: Uma Abordagem Discriminante Paramétrica e não Paramétrica”. In: *VI Simpósio de Pesquisa Operacional da Marinha*. Rio de Janeiro, Dezembro.
- SENGUR, A. (2007). “An Expert System Based on Linear Discriminant Analysis and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System to Diagnosis Heart Valve Diseases”. *Expert Systems with Applications*, v. 35 (1), pp. 214-222.
- SHAW, I. S. e SIMÕES, M. G. (1999). *Controle e Modelagem Fuzzy*. 1ª ed. Edgard Blücher-FAPESP, São Paulo.
- SCHRIKEL, W. K. (1998). *Análise de Crédito, Concessão e Gerência de Empréstimos*. Ed. Atlas, São Paulo.
- SILVA, J. P. (1983). *Administração de Crédito e Previsão de Insolvência*. Atlas. São Paulo.
- SILVA, V. L., FILIPPO, S., ESPÍRITO SANTO JR., R. A. e PORTUGAL, L. S. (2006). “Inteligência Artificial na Análise de Balanço e Demonstração do Resultado do Exercício: Classificando, Ranqueando e Relacionando Companhias por meio de

- Múltiplos Indicadores Econômico-Financeiros”. In: *XIII Simpósio de Engenharia de Produção (SIMPEP)* - Bauru, SP, Brasil, novembro.
- SILVA, V. L., ESPÍRITO SANTO JR., R. A. e PORTUGAL, L. S. (2005). “Using the Hybrid Financial Statement Analysis Technique to Rate and Monitor Airlines’ Financial Status. In: *IX Air Transport Research Society World Conference*, Rio de Janeiro.
- SILVA, V. L. e SILVA, P. A. L (2004). “SISAER - Uma Alternativa ao Índice de Eficiência Operacional do Departamento de Aviação Civil”. In: *XI Simpósio de Engenharia de Produção (SIMPEP)* - Bauru, SP, Brasil, novembro.
- SILVA, V. L. (2004). *SISAER - Modelo de Avaliação de Desempenho de Empresas Aéreas de Transporte Regular de Passageiros – O Caso Brasileiro*. Tese Mestrado: IME. Rio de Janeiro.
- SILVEIRA, J. A. da (2003). *Transporte Aéreo Regular no Brasil: Análise Econômica e Função de Custo*. Tese Mestrado: COPPE/UFRJ. Rio de Janeiro.
- SPIEGEL, M. R. (1993). *Estatística*. Makron Books, 3a Ed., São Paulo.
- TANAKA, K. (1997). *An Introduction to Fuzzy Logic for Practical Applications*. New York: Springer-Verlag.
- WELSCH, G. A, ANTHONY, R. N. (1977). *Fundamentals of Financial Accounting. Revised Edition*. Richard D. Irwin, Inc. Gerogetown – Ontário.
- WITTENBERG-MOERMAN, R. (2008). “The Role of Information Asymmetry and Financial Reporting Quality in Debt Trading: Evidence from the Secondary Loan Markets”. In: *Journal of Accounting and Economics*, v. 46, pp. 240–260.
- ZADEH, L. A., FU, K. S., TANAKA, K. e SHIMURA, M. (1975). *Fuzzy Sets and their Applications to Cognitive and Decision Process*. Academic Press, New York.
- ZURADA, J. M. (1992). *Introduction to Artificial Neural Systems*. Boston: PWS Publishing Company.

APÊNDICE

Apêndice I – Amostra gerada por meio de processo de simulação

Geração de amostra para Condição Financeira *Favorável* ($y = 1$) e *Não Favorável* ($y = 2$)

n	Y	% s/ Resultado Líquido	Endiv. sobre Ativo Total (%)
1	1	1,9%	23,3%
2	1	1,4%	25,1%
3	1	1,5%	19,5%
4	1	1,3%	18,7%
5	1	1,5%	19,6%
6	1	0,5%	21,4%
7	1	1,5%	21,4%
8	1	0,9%	19,3%
9	1	1,7%	14,6%
10	1	1,9%	16,1%
11	1	2,3%	21,5%
12	1	1,3%	24,9%
13	1	1,2%	22,0%
14	1	1,7%	22,0%
15	1	1,5%	19,3%
16	1	1,5%	20,4%
17	1	2,4%	17,6%
18	1	1,6%	23,8%
19	1	1,5%	18,5%
20	1	2,5%	19,8%
21	1	1,3%	20,4%
22	1	2,2%	13,9%
23	1	1,6%	20,3%
24	1	1,6%	20,8%
25	1	2,4%	22,7%
26	1	1,8%	20,8%
27	1	1,8%	23,9%
28	1	1,5%	16,1%
29	1	1,9%	20,8%
30	1	1,6%	22,4%
31	1	1,2%	18,1%
32	1	1,1%	19,7%
33	1	1,7%	20,9%
34	1	1,1%	15,8%
35	1	2,6%	16,7%
36	1	1,5%	27,5%
37	1	0,8%	18,6%
38	1	1,4%	18,7%
39	1	2,1%	16,3%
40	1	1,4%	22,4%
41	1	1,3%	23,1%
42	1	0,9%	18,5%

n	Y	% s/ Resultado Líquido	Endiv. sobre Ativo Total (%)
101	2	5,5%	29,9%
102	2	1,7%	33,0%
103	2	3,4%	31,9%
104	2	2,4%	34,7%
105	2	4,7%	27,9%
106	2	4,4%	25,0%
107	2	4,2%	27,0%
108	2	0,5%	29,0%
109	2	3,0%	25,8%
110	2	2,3%	26,4%
111	2	2,5%	25,7%
112	2	2,1%	25,1%
113	2	7,3%	29,0%
114	2	4,7%	32,1%
115	2	4,7%	32,6%
116	2	2,7%	25,1%
117	2	7,7%	24,1%
118	2	2,1%	29,2%
119	2	2,4%	25,9%
120	2	2,3%	26,6%
121	2	7,9%	25,1%
122	2	5,2%	24,7%
123	2	4,8%	20,4%
124	2	6,0%	28,9%
125	2	2,8%	27,2%
126	2	2,5%	22,6%
127	2	7,3%	25,6%
128	2	7,5%	19,7%
129	2	3,1%	25,8%
130	2	9,5%	24,5%
131	2	8,1%	25,2%
132	2	6,8%	24,6%
133	2	2,3%	30,1%
134	2	3,5%	26,9%
135	2	0,9%	33,9%
136	2	7,1%	23,0%
137	2	2,2%	28,0%
138	2	3,4%	30,1%
139	2	5,9%	19,8%
140	2	6,1%	29,3%
141	2	1,5%	30,6%
142	2	4,2%	25,3%

Cont. - Geração de amostra para Condição Financeira *Favorável* ($y = 1$) e *Não Favorável* ($y = 2$)

n	Y	% s/ Resultado Líquido	Endiv. sobre Ativo Total (%)
43	1	1,8%	22,7%
44	1	1,5%	19,6%
45	1	1,9%	22,0%
46	1	1,3%	18,6%
47	1	1,4%	23,0%
48	1	1,7%	19,4%
49	1	1,4%	23,0%
50	1	1,7%	22,8%
51	1	0,4%	20,2%
52	1	1,6%	18,9%
53	1	1,7%	23,3%
54	1	2,7%	22,4%
55	1	0,8%	22,1%
56	1	0,8%	20,8%
57	1	0,4%	19,5%
58	1	2,2%	15,3%
59	1	1,8%	26,9%
60	1	1,4%	25,2%
61	1	1,1%	24,3%
62	1	1,9%	23,3%
63	1	1,9%	27,4%
64	1	1,2%	20,8%
65	1	2,0%	20,1%
66	1	1,9%	23,8%
67	1	1,5%	21,0%
68	1	0,8%	21,8%
69	1	2,1%	16,0%
70	1	2,0%	20,6%
71	1	1,4%	22,6%
72	1	1,3%	19,0%
73	1	2,0%	17,5%
74	1	1,8%	23,7%
75	1	1,9%	23,7%
76	1	1,6%	23,5%
77	1	1,7%	23,4%
78	1	1,0%	19,5%
79	1	1,8%	23,4%
80	1	1,0%	17,7%
81	1	1,9%	21,0%
82	1	1,5%	19,1%
83	1	1,7%	22,9%
84	1	1,8%	21,8%
85	1	1,7%	24,5%
86	1	1,5%	22,4%

n	Y	% s/ Resultado Líquido	Endiv. sobre Ativo Total (%)
143	2	2,9%	28,8%
144	2	10,8%	25,1%
145	2	3,4%	29,2%
146	2	5,4%	30,0%
147	2	3,2%	26,5%
148	2	8,6%	29,3%
149	2	11,4%	21,7%
150	2	5,2%	31,2%
151	2	1,4%	28,4%
152	2	8,2%	24,2%
153	2	7,6%	24,3%
154	2	5,5%	32,2%
155	2	6,5%	27,5%
156	2	1,2%	27,9%
157	2	2,1%	28,5%
158	2	3,0%	22,2%
159	2	4,5%	21,3%
160	2	7,8%	26,0%
161	2	4,3%	34,2%
162	2	5,3%	24,1%
163	2	6,8%	19,8%
164	2	6,8%	21,8%
165	2	4,5%	25,4%
166	2	5,8%	29,1%
167	2	7,9%	28,2%
168	2	8,9%	24,5%
169	2	1,0%	25,3%
170	2	1,8%	27,2%
171	2	4,9%	28,9%
172	2	7,9%	24,7%
173	2	3,7%	28,4%
174	2	3,2%	27,5%
175	2	2,2%	23,3%
176	2	3,7%	27,1%
177	2	6,0%	25,4%
178	2	3,8%	23,2%
179	2	5,7%	25,6%
180	2	7,4%	22,0%
181	2	11,5%	18,6%
182	2	5,3%	26,8%
183	2	1,5%	28,3%
184	2	1,1%	30,8%
185	2	7,2%	23,3%
186	2	5,0%	23,5%

Cont. - Geração de amostra para Condição Financeira *Favorável* ($y = 1$) e *Não Favorável* ($y = 2$)

n	Y	% s/ Resultado Líquido	Endiv. sobre Ativo Total (%)
87	1	0,9%	19,7%
88	1	1,7%	23,6%
89	1	1,4%	22,5%
90	1	2,1%	22,9%
91	1	0,9%	27,6%
92	1	1,0%	18,4%
93	1	1,9%	15,5%
94	1	1,6%	22,3%
95	1	1,6%	18,3%
96	1	1,7%	19,2%
97	1	0,7%	18,3%
98	1	1,5%	21,8%
99	1	1,1%	21,5%
100	1	1,1%	20,1%

n	Y	% s/ Resultado Líquido	Endiv. sobre Ativo Total (%)
187	2	2,1%	26,1%
188	2	0,7%	25,2%
189	2	5,6%	23,0%
190	2	2,5%	26,8%
191	2	5,2%	25,6%
192	2	3,7%	25,8%
193	2	5,3%	30,2%
194	2	0,8%	30,3%
195	2	0,8%	27,6%
196	2	6,9%	23,1%
197	2	3,0%	24,4%
198	2	9,6%	20,6%
199	2	2,1%	29,5%
200	2	4,9%	24,9%

Por meio da utilização do software estatístico SPSS aplicado à elaboração do modelo discriminante (*Favorável x Não Favorável*), tem-se o abaixo:

Saídas do software:

Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
% Res. Líquido	46,083
Endividamento	28,209
(Constant)	-8,112

Unstandardized coefficients

Functions at Group Centroids

Y	Function
	1
1	-1,507
2	1,507

Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means

Apêndice II – Forma de Cálculo de Indicadores Econômico-Financeiros Consideradas

TIPO INDICADOR	VARIÁVEL	FORMA DE CÁLCULO
Estrutura	VAR001	$PL_AT_Corrigido: 1 - ([Patrimônio\ Líquido] / ([Total\ do\ Ativo] + [Total\ do\ Passivo] + Rqd([Patrimônio\ Líquido] * [Patrimônio\ Líquido])))$
	VAR002	$Est_PL_s_Endividamento: SeImed([Patrimônio\ Líquido] < 0; ([Patrimônio\ Líquido] * -1) / ([Passivo\ Circulante] + [Passivo\ Exigível\ a\ L\ Prazo] + ([Patrimônio\ Líquido] * -1)); [Patrimônio\ Líquido] / ([Passivo\ Circulante] + [Passivo\ Exigível\ a\ L\ Prazo]))$
	VAR003	$Est_Endiv_s_AT: ([Passivo\ Circulante] + [Passivo\ Exigível\ a\ L\ Prazo]) / [Total\ do\ Ativo]$
	VAR004	$Est_PL_s_TA: SeImed([Patrimônio\ Líquido] < 0; ([Patrimônio\ Líquido] * -1) / ([Total\ do\ Ativo] + ([Patrimônio\ Líquido] * -1)); [Patrimônio\ Líquido] / [Total\ do\ Ativo])$
	VAR005	$Est_Exigível_s_Capital: [Passivo\ Exigível\ a\ L\ Prazo] / [Capital\ Social]$
	VAR006	$Est_TA_s_PL: SeImed([Patrimônio\ Líquido] < 0; ([Total\ do\ Ativo] + ([Patrimônio\ Líquido] * -1)) / ([Patrimônio\ Líquido] * -1); [Total\ do\ Ativo] / [Patrimônio\ Líquido])$
	VAR007	$Est_Disponível_s_TA: [Disponível] / [Total\ do\ Ativo]$
	VAR008	$Est_PC_s_TA: [Passivo\ Circulante] / [Total\ do\ Ativo]$
	VAR009	$Est_PC_s_PCPEXL: [Passivo\ Circulante] / ([Passivo\ Circulante] + [Passivo\ Exigível\ a\ L\ Prazo])$
	VAR010	$Est_PL_s_AP: SeImed([Patrimônio\ Líquido] < 0; ([Patrimônio\ Líquido] * -1) / ([Ativo\ Permanente] + ([Patrimônio\ Líquido] * -1)); [Patrimônio\ Líquido] / [Ativo\ Permanente])$
	VAR011	$Est_Disponível_s_AP: [Disponível] / [Ativo\ Permanente]$
Liquidez	VAR012	$Liq_LiqCorrente_AC_s_PC: [Ativo\ Circulante] / [Passivo\ Circulante]$
	VAR013	$Liq_LiqGeral: ([Ativo\ Circulante] + [Ativo\ Realizável\ a\ L\ Prazo]) / ([Passivo\ Circulante] + [Passivo\ Exigível\ a\ L\ Prazo])$
	VAR014	$Liq_LiqSeca: ([Ativo\ Circulante] - [Estoques]) / [Passivo\ Circulante]$
	VAR015	$Liq_CapitaldeGiro: ([Ativo\ Circulante] - [Passivo\ Circulante]) / [Total\ do\ Ativo]$
Rentabilidade	VAR016	$Rent_LL_s_TA: SeImed([Lucro/Prejuízo\ do\ Exercício] < 0; ([Lucro/Prejuízo\ do\ Exercício] * -1) / ([Total\ do\ Ativo] + ([Lucro/Prejuízo\ do\ Exercício] * -1)); [Lucro/Prejuízo\ do\ Exercício] / [Total\ do\ Ativo])$
	VAR017	$Rent_RO_s_LB: SeImed([Resultado\ Operacional] > 0\ E\ [Lucro\ Bruto] > 0; ([Resultado\ Operacional] + [Lucro\ Bruto]) / [Lucro\ Bruto]; SeImed([Resultado\ Operacional] < 0\ E\ [Lucro\ Bruto] > 0; ([Resultado\ Operacional] * -1) / ([Lucro\ Bruto] + ([Resultado\ Operacional] * -1)); SeImed([Resultado\ Operacional] > 0\ E\ [Lucro\ Bruto] < 0; ([Resultado\ Operacional] * -1) / ((2 * ([Resultado\ Operacional] * -1) + [Lucro\ Bruto])); ([Resultado\ Operacional] * -1) / ((3 * ([Resultado\ Operacional] * -1) + (2 * [Lucro\ Bruto] * -1))))))$
	VAR018	$Rent_LouPE_s_LB: SeImed([Lucro/Prejuízo\ do\ Exercício] > 0\ E\ [Lucro\ Bruto] > 0; ([Lucro/Prejuízo\ do\ Exercício] + [Lucro\ Bruto]) / [Lucro\ Bruto]; SeImed([Lucro/Prejuízo\ do\ Exercício] < 0\ E\ [Lucro\ Bruto] > 0; ([Lucro/Prejuízo\ do\ Exercício] * -1) / ([Lucro\ Bruto] + ([Lucro/Prejuízo\ do\ Exercício] * -1)); SeImed([Lucro/Prejuízo\ do\ Exercício] > 0\ E\ [Lucro\ Bruto] < 0; ([Lucro/Prejuízo\ do\ Exercício] * -1) / ((2 * ([Lucro/Prejuízo\ do\ Exercício] * -1) + [Lucro\ Bruto])); ([Lucro/Prejuízo\ do\ Exercício] * -1) / ((3 * ([Lucro/Prejuízo\ do\ Exercício] * -1) + (2 * [Lucro\ Bruto] * -1))))))$

Apêndice III – Balanços Patrimoniais e Demonstrativos de Resultado de Exercício

EMP	VAR001	VAR002	VAR003	VAR004	VAR005	VAR006	VAR007	VAR008	VAR009
E0001	0,718	3,661	0,215	0,785	0,000	1,273	0,009	0,215	1,000
E0002	1,353	0,343	2,090	0,522	13,628	1,917	0,004	0,281	0,135
E0003	0,965	0,077	0,928	0,072	3,995	13,975	0,030	0,400	0,430
E0004	1,016	0,031	1,033	0,032	1,148	31,099	0,004	0,397	0,384
E0005	0,973	0,060	0,944	0,056	1,729	17,794	0,012	0,286	0,303
E0006	1,040	0,071	1,083	0,076	7,670	13,089	0,016	0,338	0,312
E0007	0,963	0,082	0,924	0,076	2,479	13,183	0,027	0,615	0,665
E0008	1,022	0,041	1,044	0,042	1,370	23,554	0,001	0,286	0,274
E0009	0,926	0,190	0,840	0,160	7,665	6,259	0,031	0,291	0,346
E0010	0,925	0,194	0,838	0,162	0,019	6,156	0,084	0,825	0,985
E0011	0,897	0,299	0,770	0,230	1,412	4,350	0,002	0,398	0,516
E0012	0,805	0,943	0,515	0,485	0,275	2,060	0,030	0,408	0,792
E0013	1,350	0,342	2,079	0,519	0,523	1,927	0,009	1,860	0,895
E0014	0,829	0,705	0,586	0,414	0,000	2,418	0,009	0,586	1,000
E0015	0,819	0,791	0,558	0,442	0,368	2,264	0,083	0,484	0,867
E0016	0,896	0,301	0,768	0,232	4,971	4,318	0,024	0,552	0,718
E0017	0,732	2,756	0,266	0,734	0,002	1,363	0,018	0,265	0,994
E0018	1,059	0,100	1,125	0,111	2,361	9,003	0,008	0,832	0,740
E0019	0,958	0,097	0,912	0,088	7,205	11,318	0,042	0,355	0,389
E0020	0,975	0,053	0,950	0,050	4,398	19,890	0,012	0,254	0,267
E0021	1,031	0,057	1,065	0,061	3,235	16,423	0,259	0,259	0,244
E0022	1,164	0,220	1,392	0,281	1,084	3,553	0,011	0,810	0,582
E0023	0,758	1,758	0,363	0,637	0,005	1,569	0,013	0,359	0,991
E0024	0,791	1,121	0,472	0,528	0,342	1,892	0,011	0,304	0,644
E0025	0,964	0,082	0,924	0,076	2,536	13,230	0,013	0,792	0,856
E0026	0,987	0,026	0,975	0,025	1,628	39,445	0,003	0,271	0,278
E0027	0,921	0,207	0,828	0,172	0,963	5,828	0,013	0,475	0,573
E0028	1,048	0,083	1,100	0,091	0,218	11,006	0,028	1,037	0,943
E0029	1,008	0,016	1,016	0,016	0,000	62,395	0,010	1,016	1,000
E0030	0,897	0,300	0,769	0,231	0,903	4,334	-0,003	0,543	0,705
E0031	0,818	0,800	0,555	0,445	0,247	2,250	0,014	0,468	0,843
E0032	0,859	0,487	0,672	0,328	2,115	3,053	0,030	0,384	0,571
E0033	1,083	0,133	1,181	0,153	0,508	6,525	0,005	0,699	0,592
E0034	0,995	0,009	0,991	0,009	11,628	106,606	0,029	0,571	0,577
E0035	0,778	1,326	0,430	0,570	0,000	1,754	0,077	0,430	1,000
E0036	0,987	0,027	0,973	0,027	0,427	37,661	0,019	0,886	0,910
E0037	0,850	0,543	0,648	0,352	1,989	2,842	0,045	0,189	0,292
E0038	0,878	0,383	0,723	0,277	1,178	3,613	0,036	0,438	0,606
E0039	0,973	0,059	0,944	0,056	2,212	17,825	0,008	0,297	0,315
E0040	0,911	0,242	0,805	0,195	7,201	5,134	0,021	0,140	0,174
E0041	1,000	0,001	0,999	0,001	1,874	1310,356	0,008	0,279	0,280
E0042	1,023	0,042	1,046	0,044	0,272	22,694	0,028	1,025	0,980
E0043	0,870	0,425	0,702	0,298	0,362	3,352	0,005	0,345	0,492
E0044	0,971	0,063	0,941	0,059	0,206	16,909	0,010	0,906	0,963
E0045	1,030	0,055	1,062	0,058	0,583	17,257	0,180	0,693	0,653
E0046	0,989	0,024	0,977	0,023	0,552	43,522	-0,009	0,830	0,850
E0047	0,853	0,524	0,656	0,344	0,420	2,907	0,049	0,532	0,810
E0048	0,846	0,569	0,637	0,363	0,000	2,756	0,021	0,637	1,000
E0049	0,875	0,401	0,714	0,286	2,342	3,495	0,021	0,106	0,149
E0050	0,937	0,157	0,864	0,136	8,149	7,375	0,010	0,295	0,341
E0051	0,980	0,043	0,959	0,041	4,353	24,350	0,027	0,484	0,505
E0052	0,995	0,011	0,989	0,011	5,112	93,745	0,074	0,536	0,542
E0053	0,998	0,003	0,997	0,003	4,839	288,452	0,007	0,347	0,349
E0054	0,957	0,099	0,910	0,090	7,252	11,118	0,004	0,097	0,107
E0055	0,965	0,079	0,927	0,073	1,974	13,681	0,002	0,783	0,845
E0056	0,781	1,275	0,440	0,560	0,388	1,784	0,032	0,232	0,528
E0057	0,968	0,072	0,933	0,067	0,571	14,929	0,001	0,868	0,930
E0058	0,958	0,096	0,913	0,087	4,970	11,458	0,029	0,347	0,380
E0059	1,059	0,101	1,126	0,112	0,356	8,930	0,000	0,634	0,563
E0060	1,033	0,061	1,069	0,065	1,177	15,485	0,005	0,642	0,600
E0061	1,025	0,046	1,051	0,049	0,508	20,515	0,033	1,007	0,958

Apêndice 03: Balanços Patrimoniais e Demonstrativos de Resultado de Exercício (Cont.)

EMP	VAR001	VAR003	VAR004	VAR005	VAR006	VAR007	VAR008	VAR009	VAR010
E0062	0,868	0,436	0,696	0,304	1,807	3,294	0,169	0,172	0,247
E0063	0,970	0,066	0,938	0,062	0,236	16,124	0,108	0,863	0,920
E0064	0,979	0,045	0,957	0,043	2,013	23,139	0,016	0,332	0,347
E0065	0,855	0,516	0,659	0,341	0,328	2,937	0,003	0,284	0,431
E0066	0,979	0,046	0,956	0,044	2,041	22,759	0,000	0,661	0,691
E0067	0,961	0,088	0,919	0,081	1,757	12,333	-0,006	0,509	0,554
E0068	0,872	0,415	0,707	0,293	0,377	3,410	0,090	0,627	0,887
E0069	0,919	0,214	0,824	0,176	6,308	5,678	0,015	0,230	0,279
E0070	0,972	0,062	0,942	0,058	0,563	17,125	0,009	0,916	0,972
E0071	1,088	0,139	1,192	0,161	1,824	6,212	0,005	0,970	0,814
E0072	0,896	0,302	0,768	0,232		4,308	-0,008	0,768	1,000
E0073	1,024	0,045	1,049	0,047	6,829	21,364	0,038	0,489	0,466
E0074	0,996	0,009	0,991	0,009	5,425	112,607	0,003	0,104	0,105
E0075	0,982	0,039	0,963	0,037	4,688	26,963	0,023	0,376	0,390
E0076	0,798	1,026	0,494	0,506	0,440	1,975	0,042	0,272	0,551
E0077	0,928	0,185	0,844	0,156	0,526	6,412	0,041	0,739	0,876
E0078	0,806	0,930	0,518	0,482	1,156	2,076	0,008	0,033	0,064
E0079	0,911	0,243	0,805	0,195	1,677	5,119	0,069	0,312	0,388
E0080	0,994	0,012	0,988	0,012	6,292	84,923	0,018	0,392	0,397
E0081	0,933	0,168	0,856	0,144	0,489	6,942	0,035	0,753	0,880
E0082	0,994	0,012	0,988	0,012	14,972	83,088	0,021	0,081	0,082
E0083	0,939	0,150	0,869	0,131	1,141	7,649	0,057	0,555	0,639
E0084	0,972	0,061	0,943	0,057	2,080	17,453	0,013	0,329	0,349
E0085	0,821	0,774	0,564	0,436	0,296	2,292	0,005	0,156	0,276
E0086	1,101	0,155	1,225	0,184	0,124	5,442	0,014	1,191	0,972
E0087	0,947	0,127	0,887	0,113	1,613	8,866	-0,011	0,595	0,671
E0088	0,924	0,198	0,835	0,165	12,335	6,061	0,004	0,314	0,376
E0089	1,009	0,018	1,018	0,018	17,238	55,088	0,011	0,397	0,389
E0090	0,922	0,204	0,830	0,170	1,683	5,898	0,004	0,326	0,393
E0091	0,941	0,143	0,875	0,125	1,637	7,992	0,011	0,450	0,515
E0092	0,955	0,105	0,905	0,095	1,784	10,560	0,006	0,657	0,725
E0093	1,019	0,036	1,039	0,037	0,000	26,728	0,004	1,039	1,000
E0094	1,063	0,107	1,135	0,119	8,850	8,388	0,033	0,566	0,499
E0095	0,988	0,024	0,976	0,024	5,871	42,199	0,005	0,119	0,122
E0096	0,790	1,130	0,470	0,530	0,440	1,885	0,114	0,283	0,602
E0097	1,056	0,096	1,119	0,106	0,795	9,434	0,010	1,083	0,968
E0098	0,798	1,024	0,494	0,506	0,140	1,977	0,061	0,416	0,841
E0099	0,929	0,181	0,847	0,153	0,577	6,527	0,036	0,755	0,892
E0100	1,163	0,219	1,389	0,280	8,021	3,569	0,019	0,592	0,426
E0101	0,918	0,218	0,821	0,179	1,744	5,596	0,118	0,363	0,442
E0102	1,401	0,364	2,342	0,573	1,786	1,745	0,006	1,670	0,713
E0103	1,018	0,033	1,036	0,035	2,598	28,894	0,013	0,308	0,297
E0104	1,209	0,257	1,527	0,345	0,073	2,898	0,006	1,506	0,986
E0105	1,159	0,215	1,378	0,274	2,725	3,645	0,060	0,430	0,312
E0106	0,955	0,105	0,905	0,095	0,784	10,517	0,002	0,746	0,824
E0107	1,114	0,170	1,258	0,205	1,130	4,871	0,010	1,061	0,843
E0108	0,971	0,064	0,940	0,060	13,146	16,645	0,013	0,316	0,336
E0109	1,015	0,029	1,031	0,030	20,620	33,086	0,006	0,263	0,255
E0110	0,964	0,082	0,925	0,075	0,443	13,251	0,001	0,877	0,948
E0111	0,991	0,018	0,982	0,018	0,737	55,768	0,104	0,794	0,809
E0112	1,488	0,396	2,903	0,656	14,053	1,525	0,040	1,433	0,494
E0113	0,955	0,105	0,905	0,095	0,727	10,553	0,099	0,790	0,872
E0114	0,937	0,156	0,865	0,135	6,166	7,397	0,005	0,129	0,149
E0115	0,761	1,696	0,371	0,629	0,316	1,590	0,118	0,225	0,607
E0116	0,831	0,686	0,593	0,407	0,108	2,459	0,269	0,566	0,954
E0117	1,234	0,275	1,612	0,380	7,754	2,633	0,048	0,580	0,360
E0118	1,411	0,368	2,393	0,582	3,048	1,718	0,011	1,609	0,672
E0119	1,405	0,366	2,363	0,577	93,016	1,733	0,017	0,339	0,143
E0120	0,976	0,051	0,951	0,049	2,036	20,490	0,002	0,474	0,498
E0121	1,251	0,286	1,670	0,401	2,336	2,492	0,045	0,671	0,402
E0122	1,491	0,397	2,930	0,659	3,366	1,518	0,098	1,585	0,541

Apêndice 03: Balanços Patrimoniais e Demonstrativos de Resultado de Exercício (Cont.)

EMP	VAR001	VAR003	VAR004	VAR005	VAR006	VAR007	VAR008	VAR009	VAR010
E0123	0,932	0,172	0,853	0,147	1,548	6,812	0,019	0,705	0,826
E0124	1,219	0,264	1,560	0,359	2,248	2,787	0,005	1,105	0,708
E0125	0,991	0,019	0,981	0,019	10,505	54,024	0,058	0,342	0,348
E0126	1,072	0,119	1,156	0,135	28,055	7,397	0,002	0,255	0,221
E0127	0,966	0,075	0,930	0,070	0,603	14,317	0,001	0,872	0,938
E0128	0,939	0,148	0,871	0,129	0,283	7,755	0,008	0,828	0,950
E0129	1,566	0,419	3,603	0,722	23,336	1,384	0,056	1,228	0,341
E0130	0,986	0,028	0,973	0,027	0,246	36,410	0,080	0,702	0,722
E0131	0,939	0,149	0,870	0,130	5,867	7,711	0,005	0,172	0,198
E0132	0,800	0,996	0,501	0,499	0,232	2,004	0,035	0,372	0,741
E0133	1,034	0,062	1,070	0,066	1,227	15,206	0,059	1,021	0,954
E0134	0,853	0,524	0,656	0,344	0,173	2,907	0,566	0,640	0,975
E0135	1,303	0,317	1,869	0,465	8,775	2,150	0,170	0,746	0,399
E0136	1,798	0,470	8,899	0,888	4,680	1,127	0,083	1,955	0,220
E0137	1,642	0,439	4,582	0,782	16,626	1,279	0,083	0,544	0,119
E0138	0,973	0,058	0,945	0,055	2,149	18,259	0,002	0,413	0,436
E0139	0,976	0,052	0,951	0,049	0,340	20,339	0,005	0,512	0,538
E0140	0,908	0,253	0,798	0,202	0,657	4,958	0,258	0,753	0,944
E0141	1,335	0,334	2,007	0,502	3,321	1,993	0,007	1,029	0,513
E0142	0,963	0,082	0,924	0,076	14,632	13,157	0,048	0,136	0,147
E0143	0,959	0,093	0,915	0,085	7,393	11,752	0,125	0,488	0,533
E0144	0,957	0,099	0,910	0,090	1,497	11,068	0,001	0,784	0,862
E0145	1,130	0,187	1,299	0,230	0,474	4,346	0,128	1,241	0,955
E0146	1,538	0,412	3,329	0,700	26,287	1,429	0,040	0,968	0,291
E0147	1,031	0,057	1,064	0,060	0,220	16,588	0,077	0,777	0,730
E0148	0,881	0,368	0,731	0,269	0,205	3,717	0,039	0,583	0,798
E0149	1,024	0,045	1,049	0,047	29,667	21,288	0,016	0,353	0,336
E0150	0,932	0,171	0,854	0,146	24,051	6,834	0,142	0,526	0,617
E0151	0,965	0,078	0,927	0,073	0,590	13,792	0,003	0,897	0,968
E0152	0,823	0,755	0,570	0,430	0,045	2,324	0,389	0,555	0,974
E0153	1,317	0,325	1,930	0,482	7,759	2,076	0,174	0,643	0,333
E0154	0,967	0,074	0,931	0,069	0,062	14,589	0,042	0,919	0,987
E0155	1,776	0,466	7,934	0,874	5,026	1,144	0,029	2,115	0,267
E0156	1,754	0,462	7,122	0,860	21,306	1,163	0,141	1,963	0,276
E0157	1,009	0,018	1,019	0,018	2,341	54,126	0,002	0,431	0,423
E0158	0,760	1,717	0,368	0,632	0,198	1,583	0,001	0,094	0,256
E0159	1,316	0,324	1,924	0,480	0,880	2,083	0,018	0,868	0,451
E0160	0,961	0,090	0,918	0,082	1,298	12,161	0,053	0,825	0,899
E0161	1,370	0,351	2,174	0,540	4,779	1,852	0,003	0,735	0,338
E0162	0,957	0,100	0,909	0,091	19,605	11,040	0,071	0,105	0,116
E0163	0,894	0,311	0,763	0,237	10,285	4,217	0,012	0,422	0,554
E0164	0,941	0,143	0,875	0,125	9,227	7,977	0,217	0,477	0,546
E0165	0,920	0,210	0,826	0,174	2,914	5,762	0,140	0,440	0,532
E0166	0,965	0,077	0,928	0,072	1,287	13,947	0,002	0,848	0,913
E0167	1,159	0,215	1,377	0,274	0,437	3,651	0,020	1,298	0,943
E0168	1,629	0,436	4,392	0,772	32,777	1,295	0,041	0,904	0,206
E0169	0,970	0,066	0,938	0,062	0,248	16,075	0,133	0,698	0,745
E0170	1,371	0,351	2,180	0,541	1,774	1,848	0,000	1,035	0,475

Apêndice 03: Balanços Patrimoniais e Demonstrativos de Resultado de Exercício (Cont.)

EMP	VAR010	VAR011	VAR012	VAR013	VAR014	VAR015	VAR016	VAR017	VAR018
E0001	0,969	0,011	0,758	0,882	0,758	-0,052	0,114	0,781	0,781
E0002	0,934	0,048	3,092	0,441	2,977	0,589	0,442	0,303	0,303
E0003	0,138	0,057	0,872	0,518	0,781	-0,051	0,001	0,836	0,836
E0004	0,042	0,006	0,593	0,228	0,528	-0,162	0,013	1,040	0,051
E0005	0,120	0,026	1,319	0,562	1,318	0,091	0,095	1,068	1,107
E0006	0,145	0,034	0,731	0,473	0,578	-0,091	0,415	1,143	1,196
E0007	0,241	0,085	1,037	0,742	1,016	0,023	0,096	0,262	0,259
E0008	0,089	0,002	0,662	0,523	0,583	-0,097	0,031	0,260	0,260
E0009	3,117	0,611	0,975	1,129	0,808	-0,007	1,523	1,237	1,149
E0010	0,333	0,173	0,621	0,612	0,598	-0,313	0,546	0,692	0,541
E0011	0,264	0,003	0,239	0,168	0,239	-0,302	0,310	2,389	2,292
E0012	1,400	0,088	1,363	1,270	1,239	0,148	0,004	0,251	0,252
E0013	0,767	0,028	0,356	0,323	0,260	-1,198	0,005	1,109	1,083
E0014	0,478	0,010	0,230	0,230	0,230	-0,451	0,143	0,206	0,210
E0015	1,770	0,335	1,070	1,344	0,938	0,034	0,000	0,176	0,033
E0016	0,823	0,086	1,265	0,935	1,237	0,146	4,333	1,116	1,101
E0017	1,394	0,035	0,513	1,779	0,513	-0,129	0,368	1,765	1,580
E0018	0,391	0,040	0,894	0,716	0,852	-0,088	0,000	0,491	0,504
E0019	0,154	0,074	0,867	0,469	0,791	-0,047	0,000	0,287	0,287
E0020	0,079	0,020	0,789	0,382	0,617	-0,054	0,000	0,250	0,250
E0021	0,124	0,565	1,896	0,509	1,811	0,233	0,007	1,031	1,016
E0022	0,362	0,016	0,372	0,222	0,320	-0,509	0,169	1,006	1,031
E0023	1,614	0,033	0,927	1,669	0,907	-0,026	0,066	0,055	0,077
E0024	1,599	0,033	0,503	1,420	0,503	-0,151	10,803	1,083	1,055
E0025	0,359	0,063	0,953	0,854	0,941	-0,037	0,114	0,496	0,492
E0026	0,111	0,015	0,527	0,792	0,434	-0,128	0,040	0,461	0,453
E0027	0,371	0,028	0,969	0,648	0,949	-0,015	0,208	0,711	3,508
E0028	0,468	0,246	0,479	0,806	0,397	-0,541	0,062	0,262	0,262
E0029	0,027	0,017	0,416	0,416	0,396	-0,593	0,068	1,061	1,047
E0030	0,307	-0,005	0,213	0,324	0,213	-0,427	0,241	0,171	0,176
E0031	1,456	0,045	1,315	1,251	1,184	0,148	0,001	0,200	0,036
E0032	0,830	0,075	0,964	0,900	0,845	-0,014	0,000	0,096	0,108
E0033	0,240	0,009	0,560	0,361	0,483	-0,307	0,056	0,004	1,004
E0034	0,039	0,118	1,159	0,765	1,117	0,091	0,000		0,333
E0035	0,845	0,114	0,758	0,758	0,701	-0,104	0,706		0,333
E0036	0,215	0,151	0,783	0,900	0,773	-0,193	0,009	0,249	0,064
E0037	0,500	0,064	1,236	0,458	1,233	0,045	0,999	0,232	0,240
E0038	0,749	0,097	1,036	0,872	0,933	0,016	0,029	0,167	0,116
E0039	0,196	0,027	2,014	0,756	1,828	0,301	0,030		0,333
E0040	0,236	0,025	0,559	0,217	0,528	-0,062	0,012		0,333
E0041	0,003	0,030	0,469	0,748	0,394	-0,148	0,021		0,333
E0042	0,467	0,531	0,924	0,906	0,924	-0,078	0,138		0,333
E0043	0,337	0,006	0,330	0,163	0,285	-0,231	0,176		0,333
E0044	1,094	0,183	0,827	1,005	0,387	-0,157	0,011		0,333
E0045	0,141	0,479	0,807	0,588	0,791	-0,133	0,281		0,333
E0046	0,035	-0,014	0,211	0,347	0,211	-0,655	0,624		0,333
E0047	1,376	0,197	1,231	1,143	1,076	0,123	0,001		0,333
E0048	0,457	0,026	0,215	0,325	0,215	-0,500	0,826		0,333
E0049	0,347	0,026	0,811	0,245	0,811	-0,020	4333,956	0,011	1,024
E0050	0,209	0,015	0,797	0,405	0,687	-0,060	0,028	0,208	0,022
E0051	0,103	0,067	0,873	0,626	0,756	-0,062	0,040	0,248	0,061
E0052	0,033	0,232	0,897	0,688	0,769	-0,055	17,210	1,099	1,064
E0053	0,005	0,011	0,522	0,355	0,402	-0,166	0,072	0,305	0,250
E0054	0,124	0,006	1,181	0,301	0,581	0,018	0,026	0,380	0,142
E0055	0,665	0,017	1,082	0,960	1,058	0,064	56,307	0,534	1,544
E0056	1,645	0,094	1,840	1,500	1,820	0,195	68,807	7,154	6,700
E0057	0,254	0,005	0,531	0,789	0,489	-0,407	0,092	0,869	0,660
E0058	0,161	0,053	0,832	0,503	0,682	-0,058	0,039	0,341	0,144
E0059	0,209	0,001	0,602	0,464	0,468	-0,252	0,000	1,533	1,013
E0060	0,321	0,034	1,306	0,799	1,306	0,196	0,001	0,003	0,002
E0061	0,324	0,307	0,887	0,850	0,887	-0,114	0,224	0,305	0,306

Apêndice 03: Balanços Patrimoniais e Demonstrativos de Resultado de Exercício (Cont.)

EMP	VAR011	VAR012	VAR013	VAR014	VAR015	VAR016	VAR019	VAR023	VAR024
E0062	0,432	0,240	1,676	0,428	1,676	0,116	0,228	0,266	0,231
E0063	0,820	1,429	0,790	0,985	0,781	-0,181	0,001	0,038	0,036
E0064	0,149	0,057	0,450	0,742	0,336	-0,182	0,122	0,312	0,236
E0065	0,385	0,003	0,409	0,176	0,288	-0,168	0,190	1,338	1,226
E0066	0,609	0,004	1,240	0,970	0,306	0,158	0,111	0,241	0,235
E0067	0,114	-0,008	0,523	0,312	0,523	-0,243	0,018	0,482	0,029
E0068	1,212	0,372	1,025	1,073	0,921	0,015	0,001	1,076	1,061
E0069	0,243	0,020	0,908	0,335	0,833	-0,021	0,011	1,108	1,116
E0070	0,161	0,025	0,502	0,676	0,250	-0,456	4,803	1,145	1,092
E0071	0,424	0,021	0,410	0,620	0,363	-0,572	0,000	1,056	1,048
E0072	0,590	-0,022	0,790	0,790	0,766	-0,161	0,961	0,602	0,582
E0073	0,142	0,129	0,826	0,670	0,698	-0,085	0,000	0,002	0,004
E0074	0,020	0,006	1,732	0,551	0,917	0,076	0,071	0,138	0,092
E0075	0,083	0,051	0,827	0,572	0,684	-0,065	0,012	0,476	1,304
E0076	1,920	0,159	1,969	1,492	1,969	0,264	0,987	0,203	0,069
E0077	0,802	0,211	0,784	0,954	0,674	-0,160	0,001	1,452	0,130
E0078	2,836	0,049	23,183	1,602	23,183	0,730	0,001	1,071	1,002
E0079	0,311	0,110	1,014	0,462	1,014	0,004	0,496	0,115	0,099
E0080	0,029	0,043	0,721	0,599	0,600	-0,109	0,000	0,401	0,328
E0081	0,572	0,139	0,665	0,874	0,563	-0,253	0,001	0,017	0,238
E0082	0,013	0,023	1,032	0,085	0,520	0,003	0,721	0,342	0,337
E0083	2,260	0,981	1,405	1,084	1,387	0,225	0,001	1,048	1,040
E0084	0,150	0,035	0,555	0,657	0,328	-0,146	0,424	0,222	0,069
E0085	0,512	0,006	0,955	0,264	0,597	-0,007	0,046	0,737	0,385
E0086	0,628	0,102	0,649	0,708	0,290	-0,418	0,052	1,085	1,022
E0087	0,215	-0,021	0,771	0,535	0,771	-0,136	0,846	1,299	1,130
E0088	0,246	0,005	0,762	0,393	0,659	-0,075	0,000	1,215	1,090
E0089	0,041	0,026	1,077	0,558	0,837	0,030	0,059	0,242	0,121
E0090	0,344	0,009	1,349	0,610	0,890	0,114	0,000	0,303	0,241
E0091	0,313	0,026	1,217	0,686	1,002	0,098	0,029	1,049	1,039
E0092	0,358	0,021	0,894	0,813	0,615	-0,070	0,077	0,065	0,064
E0093	0,107	0,012	0,652	0,652	0,630	-0,362	0,981	0,394	0,268
E0094	0,334	0,121	0,580	0,643	0,539	-0,238	0,009	0,218	1,107
E0095	0,062	0,014	1,462	0,632	0,686	0,055	0,182	0,311	0,174
E0096	2,951	0,636	2,307	1,747	2,307	0,369	0,102	1,654	1,460
E0097	0,571	0,110	0,838	0,815	0,838	-0,175	0,085	0,590	0,582
E0098	0,865	0,104	0,999	0,840	0,999	-0,001	0,594	1,037	1,025
E0099	1,057	0,250	0,757	1,010	0,672	-0,183	0,001	0,485	0,485
E0100	0,446	0,039	0,503	0,372	0,437	-0,295	0,000	1,084	1,004
E0101	0,346	0,228	1,227	0,589	1,023	0,082	0,972	0,561	0,565
E0102	0,960	0,107	0,479	0,403	0,477	-0,869	0,894	0,557	0,453
E0103	0,082	0,031	0,563	0,575	0,333	-0,135	0,004	0,116	0,081
E0104	0,863	0,075	0,410	0,600	0,135	-0,888	0,011	0,642	1,019
E0105	0,552	0,194	0,940	0,503	0,891	-0,026	0,421	0,256	0,256
E0106	0,188	0,005	0,639	0,546	0,639	-0,269	0,932	0,325	0,325
E0107	0,571	0,050	0,571	0,641	0,532	-0,455	0,007	0,146	0,213
E0108	0,090	0,019	0,527	0,354	0,440	-0,150	0,000	0,122	0,031
E0109	0,065	0,013	1,761	0,538	1,504	0,200	0,014	0,021	0,021
E0110	0,391	0,005	0,665	0,873	0,420	-0,294	0,002	0,305	0,085
E0111	0,135	0,783	0,815	0,883	0,690	-0,147	0,996	0,653	0,662
E0112	0,863	0,133	0,355	0,241	0,348	-0,924	0,052	0,303	0,296
E0113	0,416	0,437	0,978	0,853	0,974	-0,018	0,525	0,351	0,319
E0114	0,252	0,010	1,149	0,535	0,607	0,019	0,545	0,564	0,548
E0115	4,048	0,758	3,053	2,277	2,984	0,462	0,345	2,081	1,952
E0116	3,200	2,114	1,435	1,471	1,385	0,246	0,208	1,342	1,228
E0117	0,596	0,116	0,552	0,363	0,486	-0,260	0,000	0,245	0,245
E0118	0,983	0,458	0,195	0,408	0,195	-1,296	0,016	0,134	1,123
E0119	0,723	0,033	1,406	0,202	1,406	0,137	0,861	0,581	0,593
E0120	0,087	0,003	0,254	0,459	0,118	-0,353	0,950	0,502	0,505
E0121	0,942	1,077	1,301	0,574	0,545	0,202	0,638	0,022	0,025
E0122	0,847	0,282	0,411	0,222	0,381	-0,934	0,864	0,199	0,034

Apêndice 03: Balanços Patrimoniais e Demonstrativos de Resultado de Exercício (Cont.)

EMP	VAR011	VAR012	VAR013	VAR014	VAR015	VAR016	VAR019	VAR023	VAR024
E0123	0,259	0,034	0,556	0,507	0,556	-0,313	0,747	0,499	0,529
E0124	0,930	0,112	0,271	0,614	0,269	-0,805	0,025	0,264	0,219
E0125	0,033	0,102	0,784	0,441	0,692	-0,074	0,000	1,065	1,002
E0126	0,255	0,004	1,788	0,469	1,537	0,201	0,032	1,446	1,446
E0127	0,282	0,004	0,586	0,809	0,342	-0,361	4,249	1,244	1,193
E0128	0,335	0,020	0,478	0,706	0,169	-0,432	0,105	0,371	0,345
E0129	0,897	0,188	0,339	0,194	0,331	-0,812	0,000	1,007	1,006
E0130	0,127	0,368	1,032	0,805	1,024	0,022	0,004	0,102	1,096
E0131	0,258	0,010	1,073	0,571	0,652	0,013	0,271	1,128	1,125
E0132	3,668	0,256	1,915	1,724	1,418	0,340	0,161	0,248	0,260
E0133	0,577	1,147	0,929	0,886	0,929	-0,072	0,005	1,017	1,023
E0134	5,534	9,113	1,386	1,430	1,364	0,247	0,223	1,621	1,390
E0135	0,792	0,746	0,731	0,413	0,702	-0,201	0,000	1,171	1,065
E0136	0,987	0,771	0,251	0,100	0,251	-1,464	0,223	1,291	1,214
E0137	0,876	0,163	0,898	0,108	0,887	-0,055	0,789	0,390	0,420
E0138	0,090	0,003	0,207	0,411	0,127	-0,327	0,006	0,169	0,169
E0139	0,055	0,005	0,197	0,106	0,195	-0,411	0,847	0,035	0,042
E0140	0,429	0,549	0,665	0,663	0,665	-0,253	0,423	0,032	0,033
E0141	0,963	0,175	0,112	0,479	0,112	-0,914	0,099	0,294	0,291
E0142	1,082	0,687	6,778	1,006	6,778	0,784	0,005	1,019	1,019
E0143	0,259	0,382	1,037	0,734	0,947	0,018	0,002	0,305	0,305
E0144	0,367	0,004	0,690	0,829	0,453	-0,243	0,007	1,128	1,229
E0145	0,425	0,317	0,351	0,459	0,294	-0,806	0,057	1,041	1,029
E0146	0,904	0,160	0,454	0,226	0,445	-0,528	0,003	0,507	0,534
E0147	0,231	0,362	0,852	0,739	0,834	-0,115	0,643	1,093	1,032
E0148	2,479	0,359	1,390	1,220	1,014	0,227	0,075	0,225	0,225
E0149	0,674	0,654	1,372	0,930	1,372	0,131	0,008	0,154	0,064
E0150	1,537	1,491	1,646	1,060	1,471	0,340	0,033	1,091	1,060
E0151	0,088	0,003	0,192	0,186	0,189	-0,725	0,028	1,194	1,138
E0152	2,632	2,382	1,454	1,468	1,408	0,252	0,232	1,614	1,403
E0153	0,836	0,952	0,956	0,424	0,915	-0,028	0,000	1,154	1,189
E0154	0,627	0,385	0,966	0,956	0,966	-0,031	0,283	0,406	0,337
E0155	0,991	0,457	0,355	0,118	0,355	-1,364	0,076	0,183	0,183
E0156	0,940	0,363	0,309	0,086	0,304	-1,357	0,732	0,931	0,892
E0157	0,031	0,003	0,216	0,396	0,132	-0,338	0,038	1,489	1,332
E0158	0,684	0,001	0,805	0,206	0,805	-0,018	0,464	0,238	0,238
E0159	0,650	0,037	0,578	0,261	0,469	-0,366	0,997	0,532	0,566
E0160	0,180	0,115	0,471	0,592	0,471	-0,437	1,170	1,063	1,053
E0161	0,986	0,155	0,206	0,453	0,206	-0,584	0,757	0,114	0,185
E0162	1,729	1,348	8,928	1,042	8,928	0,833	0,004	0,448	0,448
E0163	0,463	0,023	0,994	0,639	0,921	-0,003	0,261	0,914	0,903
E0164	0,475	0,822	1,285	0,842	1,209	0,136	0,015	0,310	0,303
E0165	0,227	0,183	0,528	0,285	0,528	-0,208	0,559	0,286	0,279
E0166	0,351	0,008	0,760	0,857	0,493	-0,204	0,025	1,241	1,154
E0167	0,420	0,039	0,350	0,348	0,289	-0,843	6,181	1,159	1,100
E0168	0,971	0,398	0,620	0,204	0,606	-0,343	0,000	1,024	1,014
E0169	0,481	1,026	1,030	0,928	1,008	0,021	0,001	0,010	1,006
E0170	0,632	0,000	0,095	0,144	0,095	-0,936	0,181	0,218	0,100

Apêndice IV – Aplicação e Aderência do Modelo Híbrido

Teste de Aderência do Modelo Híbrido

Est	Endiv	s_AT	ADL	μ (G1)	μ (G2)	μ (G3)	Classif. Inicial	Classif. ADL	Classif. Híbrido
0,215	-7,23	1,000	0,000	0,000	0,000	Saudável	Saudável	Saudável	
2,090	3,40	0,000	0,000	1,000	0,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente	
0,928	-0,10	0,002	0,618	0,304	0,304	Razoável	Razoável	Razoável	
1,033	0,38	0,000	0,354	0,530	0,530	Insolvente	Insolvente	Insolvente	
0,944	-0,03	0,001	0,575	0,335	0,335	Razoável	Razoável	Razoável	
1,083	0,58	0,000	0,260	0,640	0,640	Insolvente	Insolvente	Insolvente	
0,924	-0,12	0,003	0,630	0,295	0,295	Razoável	Razoável	Razoável	
1,044	0,42	0,000	0,331	0,555	0,555	Insolvente	Insolvente	Insolvente	
0,840	-0,55	0,014	0,861	0,153	0,153	Razoável	Razoável	Razoável	
0,838	-0,57	0,014	0,867	0,149	0,149	Razoável	Razoável	Razoável	
0,770	-0,95	0,026	0,986	0,073	0,073	Razoável	Razoável	Razoável	
0,515	-2,84	0,140	0,251	0,000	0,000	Razoável	Saudável	Razoável	
2,079	3,37	0,000	0,000	1,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente	
0,586	-2,22	0,090	0,568	0,003	0,003	Razoável	Razoável	Razoável	
0,558	-2,45	0,107	0,436	0,002	0,002	Razoável	Razoável	Razoável	
0,768	-0,96	0,027	0,987	0,072	0,072	Razoável	Razoável	Razoável	
0,266	-6,11	1,000	0,000	0,000	0,000	Saudável	Saudável	Saudável	
1,125	0,75	0,000	0,196	0,728	0,728	Insolvente	Insolvente	Insolvente	
0,912	-0,18	0,004	0,666	0,271	0,271	Razoável	Razoável	Razoável	
0,950	0,00	0,000	0,559	0,347	0,347	Razoável	Razoável	Razoável	
1,065	0,51	0,000	0,291	0,601	0,601	Insolvente	Insolvente	Insolvente	
1,392	1,68	0,000	0,026	1,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente	
0,363	-4,55	0,406	0,004	0,000	0,000	Saudável	Saudável	Saudável	
0,472	-3,26	0,185	0,118	0,000	0,000	Saudável	Saudável	Saudável	
0,924	-0,12	0,003	0,629	0,296	0,296	Razoável	Razoável	Razoável	
0,975	0,12	0,000	0,492	0,400	0,400	Razoável	Razoável	Razoável	
0,828	-0,62	0,016	0,889	0,137	0,137	Razoável	Razoável	Razoável	
1,100	0,65	0,000	0,232	0,677	0,677	Insolvente	Insolvente	Insolvente	
1,016	0,30	0,000	0,391	0,492	0,492	Insolvente	Insolvente	Insolvente	
0,769	-0,96	0,026	0,986	0,073	0,073	Razoável	Razoável	Razoável	
0,555	-2,48	0,109	0,423	0,001	0,001	Razoável	Razoável	Razoável	
0,672	-1,58	0,052	0,905	0,018	0,018	Razoável	Razoável	Razoável	
1,181	0,97	0,000	0,132	0,830	0,830	Insolvente	Insolvente	Insolvente	
0,991	0,14	0,000	0,478	0,412	0,412	Razoável	Razoável	Razoável	
0,430	-3,71	0,246	0,044	0,000	0,000	Saudável	Saudável	Saudável	
0,973	0,11	0,000	0,495	0,397	0,397	Razoável	Razoável	Razoável	
0,648	-1,75	0,061	0,829	0,012	0,012	Razoável	Razoável	Razoável	
0,723	-1,24	0,037	0,991	0,040	0,040	Razoável	Razoável	Razoável	
0,944	-0,03	0,001	0,575	0,335	0,335	Razoável	Razoável	Razoável	
0,805	-0,75	0,019	0,937	0,108	0,108	Razoável	Razoável	Razoável	
0,999	0,14	0,000	0,478	0,412	0,412	Razoável	Razoável	Razoável	
1,046	0,43	0,000	0,327	0,559	0,559	Insolvente	Insolvente	Insolvente	
0,702	-1,38	0,043	0,967	0,029	0,029	Razoável	Razoável	Razoável	
0,941	-0,04	0,001	0,583	0,329	0,329	Razoável	Razoável	Razoável	
1,062	0,50	0,000	0,297	0,594	0,594	Insolvente	Insolvente	Insolvente	
0,977	0,13	0,000	0,486	0,405	0,405	Razoável	Razoável	Razoável	
0,656	-1,69	0,058	0,856	0,013	0,013	Razoável	Razoável	Razoável	
0,637	-1,83	0,066	0,789	0,009	0,009	Razoável	Razoável	Razoável	

Teste de Aderência do Modelo Híbrido (cont.)

Est_Endiv_s_AT	ADL	μ (G1)	μ (G2)	μ (G3)	Classif. Inicial	Classif. ADL	Classif. Híbrido
0,714	-1,30	0,040	0,983	0,035	Razoável	Razoável	Razoável
0,864	-0,43	0,010	0,798	0,189	Razoável	Razoável	Razoável
0,959	0,04	0,000	0,533	0,366	Razoável	Razoável	Razoável
0,989	0,14	0,000	0,478	0,412	Razoável	Razoável	Razoável
0,997	0,14	0,000	0,478	0,412	Razoável	Razoável	Razoável
0,910	-0,19	0,004	0,670	0,268	Razoável	Razoável	Razoável
0,927	-0,11	0,002	0,622	0,301	Razoável	Razoável	Razoável
0,440	-3,60	0,230	0,057	0,000	Saudável	Saudável	Saudável
0,933	-0,08	0,002	0,605	0,313	Razoável	Razoável	Razoável
0,913	-0,18	0,004	0,663	0,273	Razoável	Razoável	Razoável
1,126	0,76	0,000	0,195	0,730	Insolvente	Insolvente	Insolvente
1,069	0,53	0,000	0,284	0,610	Insolvente	Insolvente	Insolvente
1,051	0,45	0,000	0,317	0,571	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,696	-1,42	0,045	0,958	0,027	Razoável	Razoável	Razoável
0,938	-0,06	0,001	0,591	0,323	Razoável	Razoável	Razoável
0,957	0,03	0,000	0,539	0,362	Razoável	Razoável	Razoável
0,659	-1,67	0,057	0,867	0,014	Razoável	Razoável	Razoável
0,956	0,03	0,000	0,541	0,360	Razoável	Razoável	Razoável
0,919	-0,15	0,003	0,645	0,285	Razoável	Razoável	Razoável
0,707	-1,35	0,042	0,974	0,031	Razoável	Razoável	Razoável
0,824	-0,64	0,016	0,899	0,131	Razoável	Razoável	Razoável
0,942	-0,04	0,001	0,581	0,330	Razoável	Razoável	Razoável
1,192	1,01	0,000	0,122	0,847	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,768	-0,97	0,027	0,988	0,071	Razoável	Razoável	Razoável
1,049	0,44	0,000	0,321	0,566	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,991	0,14	0,000	0,478	0,412	Razoável	Razoável	Razoável
0,963	0,06	0,000	0,523	0,375	Razoável	Razoável	Razoável
0,494	-3,18	0,175	0,139	0,000	Saudável	Saudável	Saudável
0,844	-0,53	0,013	0,852	0,158	Razoável	Razoável	Razoável
0,518	-2,81	0,137	0,265	0,000	Razoável	Saudável	Razoável
0,805	-0,75	0,020	0,938	0,108	Razoável	Razoável	Razoável
0,988	0,14	0,000	0,478	0,412	Razoável	Razoável	Razoável
0,856	-0,47	0,011	0,821	0,176	Razoável	Razoável	Razoável
0,988	0,14	0,000	0,478	0,412	Razoável	Razoável	Razoável
0,869	-0,40	0,009	0,785	0,197	Razoável	Razoável	Razoável
0,943	-0,03	0,001	0,578	0,332	Razoável	Razoável	Razoável
0,564	-2,41	0,103	0,461	0,002	Razoável	Razoável	Razoável
1,225	1,13	0,000	0,096	0,895	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,887	-0,31	0,007	0,735	0,227	Razoável	Razoável	Razoável
0,835	-0,58	0,014	0,874	0,146	Razoável	Razoável	Razoável
1,018	0,31	0,000	0,386	0,497	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,830	-0,61	0,015	0,884	0,139	Razoável	Razoável	Razoável
0,875	-0,37	0,009	0,770	0,206	Razoável	Razoável	Razoável
0,905	-0,22	0,005	0,684	0,259	Razoável	Razoável	Razoável
1,039	0,40	0,000	0,342	0,543	Insolvente	Insolvente	Insolvente
1,135	0,79	0,000	0,183	0,748	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,976	0,12	0,000	0,488	0,404	Razoável	Razoável	Razoável
0,470	-3,28	0,188	0,113	0,000	Saudável	Saudável	Saudável
1,119	0,73	0,000	0,205	0,715	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,494	-3,18	0,175	0,139	0,000	Saudável	Saudável	Saudável

Teste de Aderência do Modelo Híbrido (cont.)

Est_Endiv_s_AT	ADL	μ (G1)	μ (G2)	μ (G3)	Classif. Inicial	Classif. ADL	Classif. Híbrido
0,847	-0,52	0,013	0,845	0,162	Razoável	Razoável	Razoável
1,389	1,67	0,000	0,027	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,821	-0,66	0,017	0,905	0,128	Razoável	Razoável	Razoável
2,342	3,86	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
1,036	0,39	0,000	0,348	0,536	Insolvente	Insolvente	Insolvente
1,527	2,08	0,000	0,009	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
1,378	1,64	0,000	0,029	0,999	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,905	-0,22	0,005	0,685	0,259	Razoável	Razoável	Razoável
1,258	1,24	0,000	0,075	0,934	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,940	-0,05	0,001	0,586	0,327	Razoável	Razoável	Razoável
1,031	0,37	0,000	0,358	0,526	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,925	-0,12	0,003	0,629	0,296	Razoável	Razoável	Razoável
0,982	0,14	0,000	0,478	0,412	Razoável	Razoável	Razoável
2,903	4,73	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,905	-0,22	0,005	0,684	0,259	Razoável	Razoável	Razoável
0,865	-0,42	0,010	0,797	0,189	Razoável	Razoável	Razoável
0,371	-4,44	0,380	0,006	0,000	Saudável	Saudável	Saudável
0,593	-2,17	0,086	0,600	0,004	Razoável	Razoável	Razoável
1,612	2,31	0,000	0,004	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
2,393	3,95	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
2,363	3,90	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,951	0,01	0,000	0,554	0,350	Razoável	Razoável	Razoável
1,670	2,46	0,000	0,003	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
2,930	4,76	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,853	-0,48	0,012	0,828	0,172	Razoável	Razoável	Razoável
1,560	2,17	0,000	0,007	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,981	0,14	0,000	0,478	0,412	Razoável	Razoável	Razoável
1,156	0,87	0,000	0,158	0,787	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,930	-0,09	0,002	0,613	0,307	Razoável	Razoável	Razoável
0,871	-0,39	0,009	0,780	0,200	Razoável	Razoável	Razoável
3,603	5,58	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,973	0,11	0,000	0,497	0,396	Razoável	Razoável	Razoável
0,870	-0,39	0,009	0,782	0,198	Razoável	Razoável	Razoável
0,501	-2,97	0,153	0,203	0,000	Razoável	Saudável	Razoável
1,070	0,53	0,000	0,281	0,613	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,656	-1,69	0,058	0,856	0,013	Razoável	Razoável	Razoável
1,869	2,93	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
8,899	8,94	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
4,582	6,50	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,945	-0,02	0,000	0,571	0,338	Razoável	Razoável	Razoável
0,951	0,00	0,000	0,555	0,349	Razoável	Razoável	Razoável
0,798	-0,79	0,021	0,949	0,101	Razoável	Razoável	Razoável
2,007	3,23	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,924	-0,12	0,003	0,630	0,295	Razoável	Razoável	Razoável
0,915	-0,17	0,004	0,656	0,277	Razoável	Razoável	Razoável
0,910	-0,19	0,004	0,671	0,267	Razoável	Razoável	Razoável
1,299	1,38	0,000	0,055	0,969	Insolvente	Insolvente	Insolvente
3,329	5,27	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
1,064	0,51	0,000	0,292	0,599	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,731	-1,19	0,035	0,996	0,044	Razoável	Razoável	Razoável

Teste de Aderência do Modelo Híbrido (cont.)

Est_Endiv_s_AT	ADL	μ (G1)	μ (G2)	μ (G3)	Classif. Inicial	Classif. ADL	Classif. Híbrido
1,049	0,44	0,000	0,321	0,566	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,854	-0,48	0,012	0,827	0,172	Razoável	Razoável	Razoável
0,927	-0,11	0,002	0,621	0,302	Razoável	Razoável	Razoável
0,570	-2,36	0,100	0,490	0,002	Razoável	Razoável	Razoável
1,930	3,06	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,931	-0,09	0,002	0,609	0,310	Razoável	Razoável	Razoável
7,934	8,53	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
7,122	8,14	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
1,019	0,31	0,000	0,385	0,498	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,368	-4,48	0,389	0,005	0,000	Saudável	Saudável	Saudável
1,924	3,05	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,918	-0,15	0,003	0,648	0,283	Razoável	Razoável	Razoável
2,174	3,56	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,909	-0,20	0,004	0,672	0,267	Razoável	Razoável	Razoável
0,763	-1,00	0,028	0,991	0,067	Razoável	Razoável	Razoável
0,875	-0,37	0,009	0,770	0,205	Razoável	Razoável	Razoável
0,826	-0,63	0,016	0,893	0,134	Razoável	Razoável	Razoável
0,928	-0,10	0,002	0,618	0,303	Razoável	Razoável	Razoável
1,377	1,63	0,000	0,029	0,999	Insolvente	Insolvente	Insolvente
4,392	6,34	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente
0,938	-0,06	0,001	0,592	0,322	Razoável	Razoável	Razoável
2,180	3,57	0,000	0,000	1,000	Insolvente	Insolvente	Insolvente

Apêndice V – V-Score: Estatística Descritiva

Empresas Livre de Risco/Nova Entrante/Saneada (n = 258)

		<i>Liquidez Corrente</i>	<i>Liquidez Geral</i>	<i>Rentabilidade Ativo</i>	<i>Margem Operacional</i>	<i>Margem Líquida</i>
Medidas	Média	1,937	4,652	0,051	0,036	0,040
	Desvio Padrão	2,99	50,94	0,12	0,10	0,10
	CV	154,4%	1094,8%	239,0%	284,4%	255,8%
	Mediana	1,167	1,2225	0,0395	0,048	0,047
	Moda	0,807	1,231	0,044	0,078	0,046
	Mínimo	0,007	0,12	-0,441	-0,404	-0,338
	Quartil1	0,8455	0,7115	0,00625	-0,002	-0,002
	Quartil2	1,167	1,2225	0,0395	0,048	0,047
	Quartil3	2,2385	1,85575	0,06775	0,092	0,092
	Máximo	30,8110	819,4160	0,9080	0,3410	0,4760
Percentil	10%	0,532	0,462	-0,038	-0,089	-0,087
	20%	0,79	0,64	0,00	-0,03	-0,02
	30%	0,890	0,802	0,014	0,020	0,016
	40%	1,05	0,97	0,03	0,04	0,04
	50%	1,16	1,22	0,04	0,05	0,05
	60%	1,476	1,511	0,049	0,064	0,065
	70%	1,98	1,70	0,06	0,09	0,09
	80%	2,57	2,087	0,078	0,104	0,104
	90%	3,185	2,685	0,143	0,1265	0,129
	100%	30,811	819,416	0,908	0,341	0,476

Empresas de Baixo Risco (n = 659)

		<i>Liquidez Corrente</i>	<i>Liquidez Geral</i>	<i>Rentabilidade Ativo</i>	<i>Margem Operacional</i>	<i>Margem Líquida</i>
Medidas	Média	2,616	0,759	0,016	0,022	0,023
	Desvio Padrão	29,58	0,38	0,13	0,13	0,13
	CV	1130,5%	49,6%	821,3%	565,9%	540,8%
	Mediana	1,051	0,664	0,019	0,035	0,036
	Moda	0,73	0,687	0,04	0,052	0,022
	Mínimo	0,001	0,062	-1,302	-1,172	-1,357
	Quartil1	0,7715	0,497	-0,006	0,001	0,001
	Quartil2	1,051	0,664	0,019	0,035	0,036
	Quartil3	1,4	0,9785	0,051	0,0735	0,075
	Máximo	745,2830	2,0360	1,1730	0,3010	0,2960
Percentil	10%	0,590	0,365	-0,057	-0,054	-0,053
	20%	0,72	0,45	-0,02	-0,02	-0,02
	30%	0,832	0,529	0,001	0,008	0,008
	40%	0,93	0,58	0,01	0,02	0,02
	50%	1,05	0,66	0,02	0,04	0,04
	60%	1,186	0,751	0,033	0,048	0,048
	70%	1,33	0,89	0,04	0,06	0,07
	80%	1,503	1,064	0,06	0,086	0,0886
	90%	1,8024	1,3218	0,101	0,115	0,1194
	100%	745,283	2,036	1,173	0,301	0,296

Empresas de Risco Moderado (n = 1192)

		<i>Liquidez Corrente</i>	<i>Liquidez Geral</i>	<i>Rentabilidade Ativo</i>	<i>Margem Operacional</i>	<i>Margem Líquida</i>
Medidas	Média	75,667	0,542	0,011	0,018	0,021
	Desvio Padrão	1904,61	0,23	0,29	0,10	0,14
	CV	2517,1%	43,3%	2747,6%	575,8%	670,9%
	Mediana	0,8785	0,4965	0,008	0,029	0,03
	Moda	0,79	0,399	0	0,042	0,043
	Mínimo	0,009	0,048	-0,693	-1,232	-1,451
	Quartil1	0,65875	0,375	-0,02025	-0,015	-0,015
	Quartil2	0,8785	0,4965	0,008	0,029	0,03
	Quartil3	1,173	0,68	0,035	0,068	0,07025
	Máximo	63224,5220	1,2720	8,6110	0,4660	3,2000
Percentil	10%	0,490	0,272	-0,082	-0,076	-0,076
	20%	0,61	0,34	-0,04	-0,03	-0,03
	30%	0,707	0,405	-0,009	-0,003	-0,003
	40%	0,79	0,45	0,00	0,01	0,01
	50%	0,88	0,50	0,01	0,03	0,03
	60%	0,993	0,554	0,016	0,044	0,045
	70%	1,12	0,63	0,03	0,06	0,06
	80%	1,258	0,7378	0,044	0,081	0,083
	90%	1,59	0,8821	0,0681	0,111	0,116
	100%	63224,522	1,272	8,611	0,466	3,2

Empresas de Alto Risco (n = 264)

		<i>Liquidez Corrente</i>	<i>Liquidez Geral</i>	<i>Rentabilidade Ativo</i>	<i>Margem Operacional</i>	<i>Margem Líquida</i>
Medidas	Média	1,115	0,439	-0,082	-0,051	-0,055
	Desvio Padrão	5,77	0,20	0,15	0,15	0,20
	CV	517,0%	44,5%	-177,3%	-290,6%	-355,4%
	Mediana	0,663	0,402	-0,053	-0,022	-0,022
	Moda	0,572	0,426	0,012	0,012	0,012
	Mínimo	0,141	0,067	-0,632	-0,947	-1,563
	Quartil1	0,4725	0,291	-0,1515	-0,0915	-0,092
	Quartil2	0,663	0,402	-0,053	-0,022	-0,022
	Quartil3	0,931	0,586	0,012	0,0345	0,0365
	Máximo	93,9720	0,9620	0,5340	0,1610	0,5850
Percentil	10%	0,354	0,224	-0,264	-0,196	-0,203
	20%	0,44	0,27	-0,17	-0,12	-0,13
	30%	0,505	0,315	-0,119	-0,078	-0,081
	40%	0,58	0,34	-0,08	-0,06	-0,06
	50%	0,66	0,40	-0,05	-0,02	-0,02
	60%	0,737	0,458	-0,020	0,005	0,007
	70%	0,84	0,54	0,01	0,02	0,03
	80%	0,992	0,628	0,017	0,055	0,058
	90%	1,234	0,728	0,054	0,082	0,092
	100%	93,972	0,962	0,534	0,161	0,585

Empresas Insolventes (n = 97)

		<i>Liquidez Corrente</i>	<i>Liquidez Geral</i>	<i>Rentabilidade Ativo</i>	<i>Margem Operacional</i>	<i>Margem Líquida</i>
Medidas	Média	0,512	0,287	-0,804	-0,187	-0,241
	Desvio Padrão	0,74	0,20	1,44	0,21	0,92
	CV	144,3%	68,3%	-179,1%	-111,8%	-381,8%
	Mediana	0,429	0,259	-0,395	-0,128	-0,127
	Moda	0,317	0,223	-0,257	-0,113	-0,04
	Mínimo	-0,221	-1,038	-10,281	-0,968	-7,812
	Quartil1	0,266	0,198	-0,795	-0,258	-0,288
	Quartil2	0,429	0,259	-0,395	-0,128	-0,127
	Quartil3	0,597	0,409	-0,199	-0,054	-0,055
	Máximo	7,1450	0,6600	0,3010	0,1870	3,8400
Percentil	10%	0,122	0,147	-1,444	-0,465	-0,507
	20%	0,23	0,17	-0,92	-0,30	-0,31
	30%	0,279	0,218	-0,657	-0,240	-0,251
	40%	0,35	0,24	-0,52	-0,18	-0,18
	50%	0,45	0,26	-0,39	-0,14	-0,14
	60%	0,484	0,305	-0,261	-0,095	-0,090
	70%	0,57	0,38	-0,23	-0,07	-0,07
	80%	0,6372	0,4466	-0,154	-0,0408	-0,0416
	90%	0,7474	0,5142	-0,0846	0,0118	0,0266
	100%	7,145	0,66	0,301	0,187	3,84