



SILCON Estudos Econômicos Ltda
Av. 13 de Maio, 23 grupo 2029-31
CEP 20031-007 Rio de Janeiro, RJ
Tel. xx21-2240 2656 Fax. xx21-2210-1035
www.silcon.ecn.br
diretoria@silcon.ecn.br

PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA DAS EMPRESAS BRASILEIRAS DE TRANSPORTE AÉREO

ANAC - AGÊNCIA NACIONAL DE AVIAÇÃO CIVIL

SETEMBRO/OUTUBRO DE 2009

**SILCON ESTUDOS ECONÔMICOS &
IPPP – INSTITUTO DE PROFESSORES
PÚBLICOS E PRIVADOS**

PARTE I – FUNDAMENTOS

I – INTRODUÇÃO

É possível prever a falência de empresas? Geralmente este evento está associado à atuação simultânea de diversas forças competitivas atuando no ambiente de mercado, mas que também depende de outras variáveis relacionadas a choques exógenos (geralmente macroeconômicos), a falhas regulatórias (distorções nos incentivos) e à eficiência gerencial do empresário.

Esta pesquisa está dividida em dois relatórios. Este primeiro relatório apresenta uma revisão bibliográfica da literatura nacional e internacional dos modelos e resultados empíricos encontrados para a previsão da insolvência das empresas brasileiras de transporte aéreo e se destina a sugerir o modelo mais adequado ao fenômeno e a nortear a escolha das variáveis dentre as disponíveis no Brasil. O segundo relatório concentra atenção na especificação do modelo e na sugestão de variáveis visando a estimação empírica.

II – REVISÃO DA LITERATURA

Na ausência de um modelo teórico que explique todas essas variáveis, os economistas recorrem a modelos estatísticos de previsão. É possível, a partir de um conjunto de características das empresas, estimar a sua respectiva probabilidade de insolvência. Ou seja, com base em um conjunto de informações de empresas que foram à bancarrota comparativamente a outras empresas que permaneceram viáveis, é possível se estabelecer um padrão que permita classificar as diversas empresas entre dois grupos: solventes e insolventes.

A partir do desenvolvimento de técnicas estatísticas de classificação, bem como de modelos econométricos e matemáticos, deu-se início à literatura de

modelos de previsão de insolvência (*Early Warning Models*) que pode ser de grande utilidade na tarefa de regulação das operadoras pela ANAC.

Os modelos de previsão de insolvência podem ter um conjunto diversificado de interesse. Algumas empresas utilizam tais técnicas para ajudar no processo de seleção de seus parceiros comerciais. Da mesma forma, alguns investidores também utilizam a técnica na seleção de empresas aptas a receberem recursos, bancos implementam avaliação de risco de crédito e os governos também podem se valer dessas metodologias como forma de alocar recursos de fiscalização dependendo do nível de risco de insolvência. Neste caso, os modelos de previsão de insolvência atuam de forma complementar à regulação prudencial e à fiscalização econômico-financeira formando um aparato regulatório conhecido como sistema de prevenção de insolvência. Vejamos, por exemplo, a utilização deste expediente no mercado bancário americano de acordo com Jagtiani, J., Kolari, J., and Shin, H. (2003):

“Supervisors use the output from these monitoring or early warning system (EWS) models to determine which organizations need increased supervisory scrutiny, identify specific areas of concern, accelerate on-site examinations of institutions showing financial deterioration, and allocate more experienced or more specialized examiners to institutions with financial problems.”

A grande utilidade desses sistemas consiste em auxiliar o órgão regulador na busca de soluções preventivas de forma a minimizar o custo social provocado pela insolvência

O desenvolvimento de um modelo de previsão de insolvência permite a avaliação antecipada de problemas financeiros das empresas reguladas

possibilitando ao Órgão Regulador a instrumentalização de sistemas de acompanhamento e aviso antecipado (Early Warning Systems) da situação de solvência de empresas. Estes sistemas permitirão uma atuação e fiscalização regulatória mais direcionada por parte da Agência Nacional de Aviação Civil, reduzindo os impactos econômicos e sociais decorrentes da falência de empresas.

O momento atual nos parece particularmente importante para o desenvolvimento desses modelos dado que a competição via preços no setor tende a aumentar em resposta às regulações recentemente emanadas pela ANAC como a liberação de preços para passagens aéreas para o exterior. O aumento da competição entre os principais *players* do setor pode contribuir para o agravamento das condições financeiras das empresas menos capitalizadas, em especial daquelas que operam em linhas regionais.

II.1 - MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA

Em linhas gerais os modelos de previsão de insolvência se baseiam em técnicas estatísticas e econométricas bastante conhecidas como os modelos univariados, multivariados, probit e logit. Mais recentemente alguns pesquisadores acrescentaram ao rol de modelos tradicionais, métodos de inteligência artificial tais como algoritmos genéticos e as redes neurais. Outras metodologias como modelos de risco proporcional de Cox e a Lógica Fuzzy também são aplicadas em estudos de previsão de insolvência, ainda que em menor escala.

II.1.1 – Modelos Univariados

O estudo desenvolvido por Beaver (1966) foi o precursor da literatura de modelos de previsão de insolvência. Sua abordagem consistia na aplicação de análise univariada a fim de verificar, um a um, a habilidade de índices econômico-

financeiros em antecipar a falência. Definiu falência como a incapacidade de uma firma pagar suas obrigações financeiras quando vencidas, ou seja, quando alguns desses eventos ocorriam: insolvência bancária, inadimplência em títulos de dívida e o não pagamento de dividendos preferenciais.

Utilizando dados de demonstrativos financeiros de empresas que tinham suas ações negociadas no mercado de bolsa norte americano no início da segunda metade do século passado, Beaver tentou responder as seguintes questões: quais eram os índices que melhor prediziam a falência, o quanto esses índices eram eficientes e finalmente, qual era a probabilidade de uma empresa falir dado que ela possuía determinado índice. Para isso, fez uma comparação de médias, um teste de classificação dicotômica, e uma análise de probabilidades.

Para cada empresa falida, foi selecionada uma empresa não falida do mesmo setor e de porte equivalente. Ou seja, a observação dos dados foi feita em pares de falida e não falida. O período estudado foi de 10 anos, de 1954 a 1964, utilizando janelas de cinco exercícios contábeis antes da falência. Os principais índices utilizados na análise foram de: fluxo de caixa, rentabilidade, endividamento, liquidez e atividade (giro), totalizando 30 índices.

Para estudar quais eram os índices que possuíam a melhor *performance* preditiva, Beaver (1966) fez uma comparação das médias dos índices das falidas e das não falidas, comparando os cinco anos anteriores ao da falência. Concluiu que os índices de fluxo de caixa sobre dívida, retorno sobre ativos e endividamento sobre ativos, foram os que melhor prediziam a falência. Na segunda parte de seu trabalho, para saber medir a eficiência dos índices, utilizou uma classificação dicotômica, ou seja, procurou medir, através de contagem, quantas vezes um índice ‘acertava’ ou ‘errava’ na classificação de empresas falidas.

Na tentativa de criar uma medida de falência para empresas em atividade, utilizou histogramas da amostra para classificar as empresas como prováveis

falidas, dividindo os índices selecionados em intervalos de classe e calculando a probabilidade de falência dessas empresas. Embora o modelo de Beaver produzisse boas previsões, a sua principal dificuldade era que a classificação só poderia ocorrer utilizando um indicador de cada vez o que poderia produzir resultados conflitantes pela natureza unidimensional.

II.1.2 – Análise Discriminante Multivariada (ADM)

Edward I. Altman, em 1968, publicou um estudo divisor de águas no campo da previsão de insolvência com a publicação do modelo denominado Z-Score. Altman (1968) argumenta que a situação financeira de uma empresa é de natureza multidimensional e nenhum indicador avaliado separadamente é capaz de capturar as diversas dimensões do fenômeno. Assim, propôs a abordagem multivariada para estudos deste tipo. Uma grande parte da literatura acadêmica aplica a análise discriminante multivariada (ADM) para distinguir entre empresas sólidas e empresas falidas. O modelo de Altman considerou como variáveis independentes os seguintes indicadores contábeis:

X1: capital de giro / ativo total;

X2: lucros retidos / ativo total;

X3: lucros antes de juros e imposto de renda / ativo total;

X4: valor de mercado do patrimônio líquido / valor contábil do exigível total;

X5: vendas líquidas / ativo total.

O modelo foi aplicado a uma amostra de 66 empresas americanas, sendo 33 concordatárias e 33 não concordatárias, no período de 1946 a 1965. O grupo de empresas não concordatárias consistiu em uma amostra emparelhada com a amostra de empresas concordatárias, estratificada por tamanho e indústria. Todas

as variáveis, com exceção de X5, apresentaram F satisfatório ao nível de significância de 1%. No entanto, quando se verificou a contribuição relativa de cada variável ao poder discriminante da função, verificou-se que X3 foi a variável mais importante, seguida por X5. O modelo mostrou-se eficaz na classificação de 95% das empresas um ano antes do evento da concordata. O erro tipo I (classificar empresas concordatárias como não concordatárias) foi de 6%, e o erro tipo II (classificar empresas não concordatárias como concordatárias) foi de 3%. Dois anos antes do evento da concordata, o modelo classificava corretamente 72% dos casos. No terceiro ano, o modelo acertou apenas 48%, praticamente um jogo de cara e coroa. O modelo estimado assume a seguinte especificação:

$$Z = 0.012X_1 + 0.014X_2 + 0.033X_3 + 0.006X_4 + 0.999X_5$$

Os valores críticos de Z eram 1,81 e 2,99. Empresas com escores menores que 1,81 enquadram-se na categoria enquanto que as empresas com Zs maiores que 2,99 enquadram-se no conjunto das solventes. Para escores na faixa de valores intermediária, que Altman chamou de zona cinzenta, estabelecer o perfil é mais difícil. Altman então estabeleceu o ponto de corte em 2,67.

Em setembro de 1977, Altman, Baidya e Dias (1977) aplicaram o modelo no Brasil. Com uma amostra de 58 empresas de portes semelhantes, sendo 35 empresas sem problemas financeiros e 23 empresas concordatárias ou liquidadas, foram selecionadas uma ou duas empresas do mesmo setor industrial das concordatárias para formar o grupo das não concordatárias e foram coletados dados de um ano antes do evento da concordata para a empresa emparelhada. As variáveis X2 e X4 do modelo original de Altman foram modificadas como adaptação ao contexto brasileiro. O lucro retido, que é o numerador da variável X2, consiste nos lucros acumulados da empresa menos dividendos pagos. Devido a diferentes práticas contábeis no Brasil e ajustes à inflação, não existia uma medida equivalente a lucros retidos. Os lucros retidos foram aproximados pela

diferença entre patrimônio líquido e capital social, e com isso X2 foi calculado da seguinte maneira: $X2 = (\text{Patrimônio Líquido} - \text{Capital Social}) / \text{Ativo Total}$.

Como muitas empresas não possuíam ações negociadas em bolsa, em muitos casos não havia dados para se estimar o valor de mercado do patrimônio líquido, que é o numerador da variável X4. Portanto, o valor de mercado do patrimônio líquido foi substituído pelo valor contábil do patrimônio, e a variável X4 foi calculada pela relação entre Valor Contábil do Patrimônio Líquido e o Valor Contábil do Exigível Total

Todas as cinco variáveis mostraram-se significantes ao nível de 1%, porém uma análise *stepwise* excluiu a variável X1, pois esta não acrescentava nenhum poder explanatório para o modelo, além de ter coeficiente com sinal contrário à intuição. Um dos motivos apontados pelos autores é o de que algumas das empresas tiveram crescimento muito rápido, sem os recursos necessários para suportá-lo, e por esse motivo a variável capital de giro não apresentou capacidade explanatória para o modelo. O modelo com as quatro variáveis contábeis (X2, X3, X4 e X5) mostrou-se significativo ao nível de 1%, confirmando que as médias dos valores dos grupos são realmente resultantes de amostras provenientes de diferentes populações. O modelo classificou corretamente 88% dos casos. As equações desenvolvidas foram:

$$Z1 = - 1,44 + 4,03 X2 + 2,25 X3 + 0,14 X4 + 0,42 X5$$

$$Z2 = - 1,84 - 0,51 X1 + 6,32 X3 + 0,71 X4 + 0,52 X5$$

onde X1 representa a relação capital de giro/ativo total; X2, a relação (reservas + lucros acumulados)/ativo total; X3, a relação (lucros antes dos juros e impostos)/ativo total; X4, a relação patrimônio líquido/exigível total; e X5, as vendas líquidas/ativo total

A classificação adotada segundo o ponto de corte foi: se Z superior a 0 → empresa sem problemas financeiros e se Z inferior a 0 → empresa com problemas

financeiros. Para um ano antes, o modelo classificava corretamente 84,2% das empresas insolventes e para dois anos antes este índice foi de 77,6%.

Posteriormente, Altman, Hademan e Narayanan (1977) desenvolveram juntamente com uma empresa privada o modelo *Zeta*[®] que sucedeu o modelo Z-Score. Este novo modelo tinha capacidade preditiva de 90% para dados de um ano antes da falência e de 70% para dados de cinco anos antes. Neste novo modelo foi incorporada a indústria de varejo e examinaram 53 empresas insolventes e 58 empresas solventes. Inicialmente foram utilizadas 27 variáveis financeiras, algumas delas usadas na forma logarítmica. O modelo definitivo foi reduzido a sete variáveis:

- X1 – retorno sobre o ativo;
- X2 – estabilidade das receitas (Proxy para risco do negócio);
- X3 – serviço da dívida (log da cobertura de juros sobre capital de giro e endividamento);
- X4 - lucratividade acumulada;
- X5 – liquidez corrente;
- X6 – capitalização = patrimônio líquido / capital social;
- X7 – tamanho (log do ativo total).

Infelizmente, os coeficientes estimados não estão disponíveis para utilização dado o caráter privado do estudo.

A análise discriminante já foi aplicada para uma ampla gama de estudos no Brasil, desde estudos mais gerais, como o de Elizabetsky (1976), Kanitz (1978), Matias (1978) e Silva (1997) até para estudos de mercados específicos como o setor bancário, cooperativas agropecuárias, seguros e planos de saúde.

Pelo menos dois estudos aplicaram a ADM para prever insolvência de companhias aéreas nos anos 80 (Altman and Gritta, 1984; Gritta, 1982). Deixaremos para comentá-los na seção específica sobre aplicações de modelos de previsão de insolvência para a indústria de aviação civil.

A ADM utiliza uma função discriminante linear para separar os grupos solvente e insolvente. A função discriminante então transforma os valores das variáveis individuais das empresas em um simples escore discriminante chamado escore Z que então é utilizado arbitrariamente para classificar as firmas entre os grupos.

A ADM associa uma observação, mensurada por um vetor de variáveis, a um grupo particular de empresas previamente escolhidas (solventes ou insolventes) enquanto minimiza a taxa de erros de classificação. Sejam Π_1 e Π_2 dois grupos exclusivos entre si, de tal forma que se deseja determinar um mecanismo que melhor discrimine os dois grupos. Sendo n_1 o número de observações de um vetor de variáveis aleatórias $\mathbf{X}^T = [x_1, x_2, \dots, x_p]$ para Π_1 e n_2 o número de observações de \mathbf{X}^T para Π_2 , temos as seguintes matrizes de dados:

$$\mathbf{X}_1 = [x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n_1}]_{(p \times n_1)}; \text{ e}$$

$$\mathbf{X}_2 = [x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n_2}]_{(p \times n_2)};$$

Os vetores das médias amostrais e as matrizes de covariância amostrais são dados por:

$$\bar{X}_1 = \frac{1}{n_1} \sum_{j=1}^{n_1} x_{1j};$$

$$\bar{X}_2 = \frac{1}{n_2} \sum_{j=1}^{n_2} x_{2j};$$

$$S_1 = \frac{1}{n_1 - 1} \sum_{j=1}^{n_1} (x_{1j} - \bar{X}_1)(x_{1j} - \bar{X}_1)^T;$$

$$S_2 = \frac{1}{n_2 - 1} \sum_{j=1}^{n_2} (x_{2j} - \bar{X}_2)(x_{2j} - \bar{X}_2)^T$$

Sendo as matrizes populacionais dos grupos desconhecidas e supostas iguais ($\Sigma_1 = \Sigma_2 = \Sigma$), então o estimador não viesado de Σ é uma combinação de S_1 e S_2 e é obtido da seguinte forma:

$$S_{pooled} = \left[\frac{n_1 - 1}{(n_1 - 1) + (n_2 - 1)} \right] S_1 + \left[\frac{n_2 - 1}{(n_1 - 1) + (n_2 - 1)} \right] S_2$$

A função discriminante linear de Fisher pode ser escrita da seguinte forma:

$$Z = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)^T S_{pooled}^{-1} X$$

E o ponto crítico é dado por:

$$\hat{m} = \frac{1}{2} (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)^T S_{pooled}^{-1} (\bar{X}_1 + \bar{X}_2)$$

A regra de classificação da função discriminante de Fisher deriva das seguintes condições:

Alocar X_0 em Π_1 se $Z_0 - \hat{m} \geq 0$ ou,

Alocar X_0 em Π_2 se $Z_0 - \hat{m} < 0$

Finalmente, o modelo de análise discriminante de Fisher pode ser descrito da forma linear como segue:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p$$

Onde :

Y é a variável dependente dicotômica e assume os valores 0, quando a empresa é solvente e 1, quando é insolvente; $\beta_0 = -\hat{m}$; é o ponto crítico; β_i 's são os coeficientes que indicam a importância relativa de cada indicador considerado; e

$X_{i's}$ são as variáveis explicativas constituídas por índices financeiros e variáveis institucionais.

A regra de decisão onde são classificadas as empresas solventes e as insolventes é definida pelo modelo da seguinte maneira: determinada empresa, com o vetor de características x_k , será alocada no grupo das operadoras insolventes se $Y_k \geq 0$; e no grupo das solventes, caso contrário. Uma particularidade dos modelos de ADM é a necessidade de normalidade multivariada dos vetores explicativos e da igualdade de matrizes de variância entre os grupos, o que é de certa forma um limitador deste método.

Importante observar que quando a variável dependente pode assumir apenas dois valores, as suposições necessárias para testar hipóteses na análise de regressão múltipla são violadas. Por exemplo, não é razoável assumir que a distribuição dos erros seja normal. Outra dificuldade na análise da regressão múltipla é que os valores previstos não podem ser diretamente interpretados como probabilidades por não estarem restritos a ficar dentro do intervalo entre 0 e 1. A ADM permite uma previsão direta do grupo que a variável pertence. No entanto, esta técnica requer a suposição de normalidade multivariada das variáveis independentes e matrizes de variância-covariância iguais nos dois grupos para que a regra de previsão seja ótima.

II.1.3 - Modelos de Probabilidade Condicional: Logit e Probit

Modelos de probabilidade condicional são utilizados para estimar a probabilidade de ocorrência de determinado evento. Estes modelos se valem dos coeficientes das variáveis independentes para prever a probabilidade de ocorrência de uma variável dependente dicotômica. Uma distribuição de probabilidades acumulada é necessária para restringir os valores preditos ao intervalo 0-1. Autores como Ohlson (1980), Santomero e Vinso (1977) e Martin (1977) foram os primeiros a utilizar estes modelos na previsão de insolvência de

empresas. Diferentemente do modelo ADM, os coeficientes estimados podem ser interpretados em termos de relacionamento entre as variáveis dependentes e independentes. Ademais, estes modelos são dependentes de imposições sobre a distribuição das variáveis como a análise discriminante.

Em síntese, a análise discriminante é meramente uma técnica de classificação, enquanto os modelos logit e probit analisam uma relação causal. Se o interesse do pesquisador for além de uma classificação dicotômica das empresas como a estimação dos coeficientes das variáveis independentes e, conseqüentemente, a determinação da probabilidade de ocorrência de insolvência bancária, os modelos logit e probit são mais apropriados. Não é por outra razão que estes modelos de escolha dicotômica vêm sendo utilizados em larga escala nos estudos de previsão de insolvência.

Pelo menos um estudo utiliza o modelo logit para prever falências de companhias aéreas Gudmundsson (1999). Comentaremos posteriormente na seção sobre estudos na indústria de aviação civil.

O modelo Logit é baseado na função de probabilidade cumulativa logística especificada da seguinte forma:

$$P_i = F(Z_i) = F(\alpha + \beta X_i) = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta X_i)}}$$

onde e representa a base do logaritmo natural; P_i é a probabilidade da empresa estar insolvente; X_i são os vetores de variáveis explicativas (índices financeiros e variáveis institucionais); e Y_i é a variável dependente dicotômica (0-1)

Para mostrar como o modelo acima descrito poderá ser estimado, podemos multiplicar ambos os lados da equação por $1 + e^{-Z_i}$, e obtermos:

$$(1 + e^{-Z_i}) P_i = 1$$

Dividindo por P_i e subtraindo de 1, temos:

$$e^{-Z_i} = 1/P_i - 1 = (1-P_i)/P_i$$

Como, por definição, $e^{-Z_i} = 1/P_i$ e Z_i então, temos que:

$$e^{Z_i} = P_i/(1-P_i)$$

Tomando os logaritmos naturais de ambos os lados, temos:

$$Z_i = \log \frac{P_i}{1-P_i}$$

Ou então:

$$\log \frac{P_i}{1-P_i} = Z_i = \alpha + \beta X_i$$

A variável dependente na equação de regressão acima é o logaritmo da chance de ocorrência de determinado evento (odds), solvência ou insolvência. O modelo logit admite que a relação entre $P_i = E(Y=1 | X_{1i}, \dots, X_{ni})$ e as variáveis explicativas X_{1i}, \dots, X_{ni} seja não linear e garante que as probabilidades variam entre 0 e 1. O método da máxima verossimilhança é normalmente utilizado para a estimação do modelo. O objetivo deste método é maximizar a função da verossimilhança (ou o logaritmo desta), isto é, obter através de um processo iterativo os valores dos parâmetros do modelo de modo que a probabilidade de observar os valores de Y_i seja a mais alta possível.

Para explicar o comportamento de uma variável dependente binária deve se utilizar uma função de distribuição acumulada adequada. O modelo logit utiliza a função acumulada logística, dada pela equação, contudo existem outras alternativas.

O Modelo probit é uma alternativa do modelo logit que admite a função de distribuição normal padrão para expressar a relação não linear entre as

probabilidades estimadas da variável dependente e as variáveis explicativas. O Modelo probit admite a seguinte hipótese:

$$I_i = b_0 + b_1 X_{1i} + \dots + b_n X_{ni}$$

onde I_i é um índice não observado dependente das variáveis X_{1i}, \dots, X_{ni} de tal modo que quanto maior é o valor do índice I_i maior é a probabilidade de o indivíduo possuir a característica de interesse, em nosso caso, a condição de solvência ou insolvência, dependendo da especificação que se faça. Assume-se também que corresponde um nível crítico do índice I_i^* tal que, se $I_i^* \leq I_i$ a empresa possui a característica de interesse (é solvente, por exemplo), caso contrário não possui esta característica.

Admitindo a normalidade, a hipótese de que $I_i^* \leq I_i$ pode ser apresentada do seguinte modo:

$$\begin{aligned} P_i &= P_i(Y_i=1 | X_{1i}, \dots, X_{ni}) = P(I_i^* \leq I_i) = P(Z_i \leq b_0 + b_1 X_{1i} + \dots + b_n X_{ni}) \\ &= F(b_0 + b_1 X_{1i} + \dots + b_n X_{ni}) \end{aligned}$$

onde $Z_i \sim N(0, 1)$ e

$$F(I_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{I_i} e^{(-Z^2/2)} dZ = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{b_0 + b_1 X_{1i} + \dots + b_n X_{ni}} e^{(-Z^2/2)} dZ$$

Esta função permite que a probabilidade P_i permaneça entre 0 e 1, ou seja,

$$\lim_{Z \rightarrow +\infty} F(Z) = 1 \quad \text{e} \quad \lim_{Z \rightarrow -\infty} F(Z) = 0$$

O modelo probit assim como o logit é estimado pelo método da máxima verossimilhança, método de estimação não linear.

II.1.4 - Modelos de Inteligência Artificial: Algoritmo Genético e Redes Neurais

O modelo de redes neurais busca simular o funcionamento dos neurônios do cérebro humano. É uma técnica de processamento de informação inspirada por estudos do cérebro e do sistema nervoso central. O uso destes métodos em estudos de previsão de falência é relativamente recente, mas vem ganhando bastante aplicação em diversas áreas de finanças. As redes neurais artificiais são formadas por diversos processadores, todos programados para executar uma mesma tarefa. Cada processador é denominado neurônio ou nó. Cada neurônio possui uma única saída e pode possuir uma ou mais entradas e as entradas podem ser saídas de um mesmo neurônio. Como resultado, tem-se uma rede até que os últimos neurônios produzam uma saída final.

Os processamentos que ocorrem ao em cada neurônio são na maioria das vezes a soma ponderada de entradas e calcula-se um valor de saída numa função do tipo:

$$x_j = T (\sum_i w_{ij} \cdot x_i),$$

onde x_j é o elemento de saída, w_{ij} é o coeficiente de ponderação entre os elementos i e j e T é uma função de transferência. As funções de transferência mais comuns são do tipo sigmodal como $T(y) = (1+e^{-y})$. Internamente há o aprendizado das redes que ocorre através de mudanças incrementais nos pesos dos coeficientes.

Os modelos de redes neurais pecam por não possuírem qualquer capacidade explanatória, pois o caráter de sucesso ou fracasso da rede é medido estritamente em termos dos resultados alcançados. Ainda que produzam boas previsões, a utilidade destes modelos é limitada por não ter amparo em uma teoria

financeira e, além disso, por ser complexo o modelo funciona como uma verdadeira caixa preta para o usuário.

Dois estudos se valeram das redes neurais para prever a falência de empresas aéreas americanas. O primeiro, de Davalos, Gritta, e Chow (1999) foi utilizado para grandes empresas enquanto o segundo Gritta, Wang, Davalos e Chow, para as pequenas (2000).

Outro método utilizado em estudos de previsão de insolvência é o algoritmo genético, desenvolvido por Holland (1997). Este método computacional simula o comportamento evolucionário das espécies baseado na teoria darwiniana a fim de maximizar alguma função objetivo determinada por meio da pesquisa global mas não garante tratar-se de um ótimo local ou global. O método pode lidar com variáveis linearmente dependentes e ainda assim produzir resultados consistentes. Aplicações financeiras vão desde o sistema de comércio, seleção de portfólio até a previsão de insolvência. O conceito de aprendizado ou indução de regras é aplicado na tarefa de classificação de solvência.

O algoritmo genético começa com uma seleção de candidato a solução do problema de otimização denominado cromossomo. Estes candidatos são avaliados segundo uma função de ajustamento que determina sua performance. A função de ajustamento avalia a solução atual em termos do resultado desejado, e baseado nestes resultados, outras soluções potenciais são utilizadas. As soluções precisam de uma especificação computacional e cada regra é codificada como um cromossomo que é dividido em n genes. Cada gene corresponde a um atributo e n atributos preditivos são utilizados. O i -ésimo gene corresponde ao i -ésimo atributo. Cada gene $i = 1, \dots, n$, tem três campos: variável (Var), operadora lógico (Op) e valor (X). Um cromossomo da seguinte forma é usado para codificar as regras:

$$(Var1, Op1, X1, Var2, Op2, X2, \dots, Varn, Opn, Xn).$$

Um gene corresponde a uma condição SE, que é parte da regra. O cromossomo inteiro (indivíduo) corresponde a parte total da condição SE da regra. A segunda parte da regra lógica é ENTÃO, que não é codificada. Portanto, baseada no cromossomo, a regra assume a seguinte forma:

SE Var1 > X1, And Var2 < X2, ... e VarN5 > X5
ENTÃO solvente (ou insolvente)

Davalos, Gritta, Goodfriend and Adrangi (2005) aplicaram algoritmos genéticos para previsão de insolvências no caso americano utilizando índices de liquidez, alavancagem, lucratividade e nível de atividade como variáveis-insumos. Falaremos desse estudo posteriormente.

II.1.5 – Outras Metodologias de Previsão

Existem alguns outros métodos utilizados para a previsão de insolvência como o modelo de risco proporcional de Cox, a lógica Fuzzy e a análise envoltória de dados (Data Envelopment Analysis – DEA).

O modelo de risco proporcional de Cox¹ permite ao pesquisador acessar não somente as estimativas da probabilidade de falência ou, alternativamente, de sobrevivência em um determinado período, mas também o tempo esperado para a quebra. Enquanto os métodos logit e probit apresentados anteriormente nos dão somente a probabilidade estimada de uma empresa falir em algum ponto no tempo dentro de um intervalo especificado previamente, este método fornece uma probabilidade no tempo. O modelo pode ser descrito da seguinte forma. Seja T o tempo até a falência de uma determinada empresa. Podemos então definir a

¹ Veja, por exemplo, Janot (2001).

função de sobrevivência dada por $S(t)$ como a probabilidade da empresa sobreviver mais do que t períodos:

$$S(t) = \text{Prob}(T > t) = 1 - F(t).$$

onde $F(t)$ é a função de distribuição cumulativa para a variável aleatória tempo de falência. A função de densidade de probabilidade de t é $f(t) = -S'(t)$. Dadas estas definições, podemos especificar a probabilidade de falência no próximo instante, dado que a empresa não faliu no período t , como a função risco (*hazard function*):

$$h(t) = \lim_{dt \rightarrow 0} \frac{P(t < T < t + dt / T > t)}{dt} = \frac{-S'(t)}{S(t)}$$

A função de sobrevivência, a função de densidade de probabilidade e a função risco são equivalentes, isto é, se uma função é dada, as outras duas podem ser derivadas. No entanto, a distribuição do tempo de falência é mais frequentemente caracterizada pela função risco. Assim, a partir das estimativas de $h(t)$ podemos obter as estimativas $S(t)$ através de:

$$S(t) = \exp\left[-\int_0^t h(u) du\right].$$

Diferentes tipos de funções risco podem ser especificados, dependendo das hipóteses sobre a distribuição do tempo de falência. No modelo de risco proporcional, assume-se que a função risco no tempo t para um banco com um vetor de variáveis explicativas X seja dado por $h(t / X, B) = h_0(t) g(X, B)$, onde os coeficientes B são estimados e descrevem como cada variável explicativa afeta a probabilidade de insolvência. A função $g(\cdot)$ é alguma função de X tal que $g(0) = 1$ e $h_0(t)$ é a função risco de uma empresa falir com $X = 0$.

A lógica Fuzzy é baseada na teoria dos conjuntos Fuzzy. Tradicionalmente, uma proposição lógica tem dois extremos: ou é completamente verdadeiro ou é completamente falso. Entretanto, na lógica Fuzzy, uma premissa varia em grau de verdade de 0 a 1, o que leva a ser parcialmente verdadeira ou parcialmente falsa. O controle executado pela lógica Fuzzy imita um comportamento baseado em regras ao invés de um controle explicitamente restrito a modelos matemáticos como equações diferenciais. O objetivo da lógica Fuzzy é gerar uma saída lógica a partir de um conjunto de entradas não precisas, com ruídos ou até mesmo faltantes. Na prática, a especificação dos critérios de pertinência a determinados grupos é mais elástica neste modelo, ou seja, entre a empresa ser solvente e insolvente há um conjunto enorme de possibilidades que devem ser consideradas segundo este método. Para ver a especificação dos modelos Fuzzy bem como suas aplicações em finanças, veja, por exemplo, Syau et al (2001). Há pelo menos dois casos de aplicação deste método na insolvência de companhias aéreas brasileiras, veja Silva et al (2005) e Silva et al (2006).

Os modelos DEA também já foram utilizados em estudos de previsão de insolvência. Este é um modelo não paramétrico de programação matemática utilizado para o cômputo da eficiência técnica das empresas que tanto pode ser gerada pela maximização do produto, dado o nível dos insumos, quanto da minimização de custos dado nível de produção e a tecnologia. Coelli et al (2005) apresenta o desenvolvimento histórico desta metodologia e suas aplicações. Na previsão de insolvência, Onusic et al (2007) aplicam DEA para um conjunto de empresas solventes e insolventes e mediante o *score* médio de eficiência de cada grupo traçam um ponto de corte para a previsão de insolvência.

III - APLICAÇÕES NA INDÚSTRIA DE AVIAÇÃO CIVIL

III- 1 Literatura Internacional

Em 1982, Gritta usou o modelo básico de Altman e previu a insolvência de duas companhias aéreas americanas: Braniff e Continental Airlines alguns anos antes da ocorrência do evento. Posteriormente, o autor usou o mesmo modelo para a indústria de aviação em diversos outros estudos. A Tabela 1 apresentada a seguir sumariza os scores Z das principais companhias ao longo das últimas quatro décadas.

TABELA 1 - SCORES Z PARA COMPANHIAS AÉREAS AMERICANAS

	1966	1973	1978	1981	1988	1991	1992	1994	1995	1996	1998	1999	2001
SOLVENTE													
Alaska	-	-	-	-	2.00	1.23	0.63	1.11	1.26	1.49	2.36	1.92	1.04
American	2.01	1.43	2.17	2.00	1.65	1.02	0.96	1.21	1.25	1.46	1.96	1.60	0.59
National	4.64	2.91	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Southwest	-	-	-	-	1.80	1.79	2.33	3.07	2.71	2.85	3.61	3.82	3.83
Western	4.10	2.24	2.43	1.67	-	-	-	-	-	-	-	-	-
INSOLVENTE													
America West	-	-	-	-	-	0.29	-0.08	1.47	1.75	1.52	-	-	-
Braniff	2.67	2.23	2.35	0.90	1.81	-3.8	-	-	-	-	-	-	-
Continental	3.64	1.08	2.05	1.57	0.93	-0.4	-0.20	0.50	0.99	1.61	1.83	1.46	0.90
Delta	5.86	4.19	4.17	3.54	2.41	1.43	1.11	1.12	1.51	1.55	1.98	1.49	0.64
Eastern	2.16	1.10	2.21	2.19	-0.14	-	-	-	-	-	-	-	-
PanAm	-	-	-	-	0.45	-	-	-	-	-	-	-	-
Northwest	6.50	2.31	3.14	2.85	2.03	1.26	1.10	1.53	1.56	1.75	0.89	1.20	0.70
TWA2	2.30	1.54	2.19	1.86	1.24	-0.26	0.02	0.44	1.20	0.79	0.75	0.12	-0.35
United	2.34	1.67	2.57	2.08	1.92	1.28	0.94	1.16	1.39	1.50	1.24	1.17	-0.13
USAirways	-	-	-	-	1.76	0.67	0.31	0.01	0.46	0.71	1.68	1.08	-0.04

Fonte: Gritta et al (2006)

A Tabela 1 mostra a utilidade dos Escores Z na sinalização antecipada das principais empresas aéreas americanas. Também mostra o declínio na situação financeira geral da indústria desde a década de 60. Naquele período, os escores de todas as empresas situavam-se acima do ponto de corte especificado por Altman. O declínio se acentua após a desregulamentação do setor ocorrida em 1978. Vale lembrar que os valores relativos ao ano de 2001 foram calculados antes da tragédia de 11 de setembro.

Uma variação deste modelo, denominado Z”Score é utilizado pelo *U.S. Bureau of Transportation Statistics* para o acompanhamento da situação financeira das empresas americanas. Alguns analistas segundo Gritta et al (2006)

acreditam que o índice X5 (X5: vendas líquidas / ativo total) pode distorcer o resultado por conta do uso significativo de leasing pelas companhias. O modelo então descartou esta variável e assume a seguinte forma:

$$Z = 6.56X1 + 3.26X2 + 6.72X3 + 1.05X4$$

Onde as variáveis explicativas são as mesmas de Altman (1968). Um Score abaixo de 1,1 indica alta chance de insolvência no futuro próximo e acima de 2,6 indica que a solvência não deve ocorrer. Escores dentro do intervalo constituem a área cinzenta do modelo.

O modelo *Zeta*[®] que sucedeu o modelo Z-Score também tem sido aplicado na previsão de falência das empresas aéreas americanas. O modelo como já foi comentado tem caráter privado e seus coeficientes não foram divulgados, mas Gritta et al (2006) apresenta alguns resultados obtidos com o modelo, onde fica evidente a deterioração financeira após o 11 de setembro.

Tabela 2 - Resultados com o Modelo Zeta[®]

Empresa	dez/00	ago/01	dez/01
Alaska	-0.19	-0.56	-0.73
AmericanWest	-1.14	-1.84	-2.79
American	2.54	1.90	-0.99
Continental	1.02	0.37	-0.45
Delta	1.75	0.94	-1.06
Northwest	-1.62	-1.96	-2.15
Southwest	6.87	7.65	6.03
United	-0.10	-1.16	-2.02
USAirways	-2.72	-2.42	-6.21

Fonte: Gritta et al (2006)

Um modelo desenvolvido a partir da experiência da própria indústria de aviação civil pode ser mais ajustado à realidade deste mercado e de maior utilidade na tarefa de previsão de insolvência. Neste sentido, o modelo *Airscore* desenvolvido por Chow, Gritta e Leung, (1991) utilizou um grande número de empresas de aviação americanas e a partir da análise discriminante multivariada obteve o seguinte resultado:

$$\text{AIRSCORE} = -0.34140X_1 + 0.00003X_2 + 0.36134X_3$$

onde X_1 é a razão juros / total do passivo; X_2 , a receita operacional por milha voada; e X_3 , a razão patrimônio líquido / total do passivo

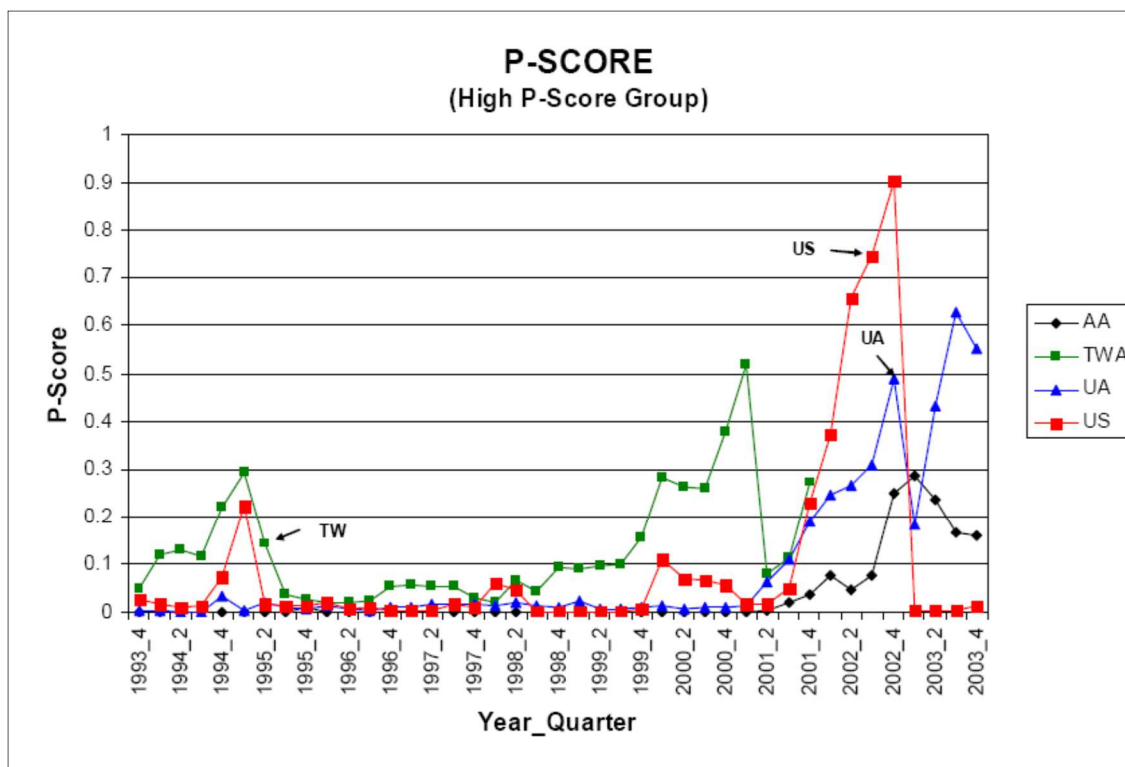
Várias zonas cinzentas foram definidas na linha do modelo Z de Altman e do Score de Crédito Zeta e as taxas de acerto variam de 76% a 83% dependendo da zona. Um score acima de 0,03 é de uma empresa saudável enquanto que abaixo de -0,095 é de insolvência.

Já Pilarski e Dinh (1999) utilizaram um modelo de regressão logística a fim de determinar a probabilidade de insolvência das companhias aéreas americanas. O também denominado modelo-P tem a seguinte especificação:

$$W = -1.98X_1 - 4.95X_2 - 1.96X_3 - 0.14X_4 - 2.38X_5$$

onde X_1 é a relação receita operacional / total de ativos; X_2 , lucros retidos / total de ativos; X_3 , patrimônio líquido / total de dívidas; X_4 , ativos líquidos / dívidas de curto prazo; e X_5 , lucro antes dos juros e impostos / receita operacional.

O número P, probabilidade de insolvência, é determinado por: $P = 1/[1+e^{-w}]$. Várias das variáveis-insumos são extraídas do modelo Z de Altman (X_1 , X_2 e X_3) mas ao invés de produzir um score comparado a escala este modelo produz a probabilidade de insolvência. Quanto maior o valor de P, pior a situação financeira geral da empresa. Importante observar que este modelo também é utilizado pelo Departamento de Transportes dos Estados Unidos para monitorar a situação financeira das empresas. O Gráfico 1 abaixo apresenta algumas séries de P-score para grandes empresas de aviação americanas com alta probabilidade de insolvência.



Fonte: Davalos ET AL (2006)

Diferentemente da grande maioria dos modelos de previsão de insolvência, o modelo de Gudmundsson não utiliza indicadores financeiros como preditores de insolvência. Ainda que as variáveis financeiras sejam claramente importantes para estudos de previsão de insolvência e utilizadas em larga escala, Gudmundsson (2002) argumenta que outras variáveis de natureza não financeira também podem ser aplicadas como bons preditores, especialmente quando a análise é feita para falências em diferentes países.

Assim como Pilarski, este estudo utilizou a análise de regressão logística para obter a probabilidade de insolvência das empresas com a seguinte especificação:

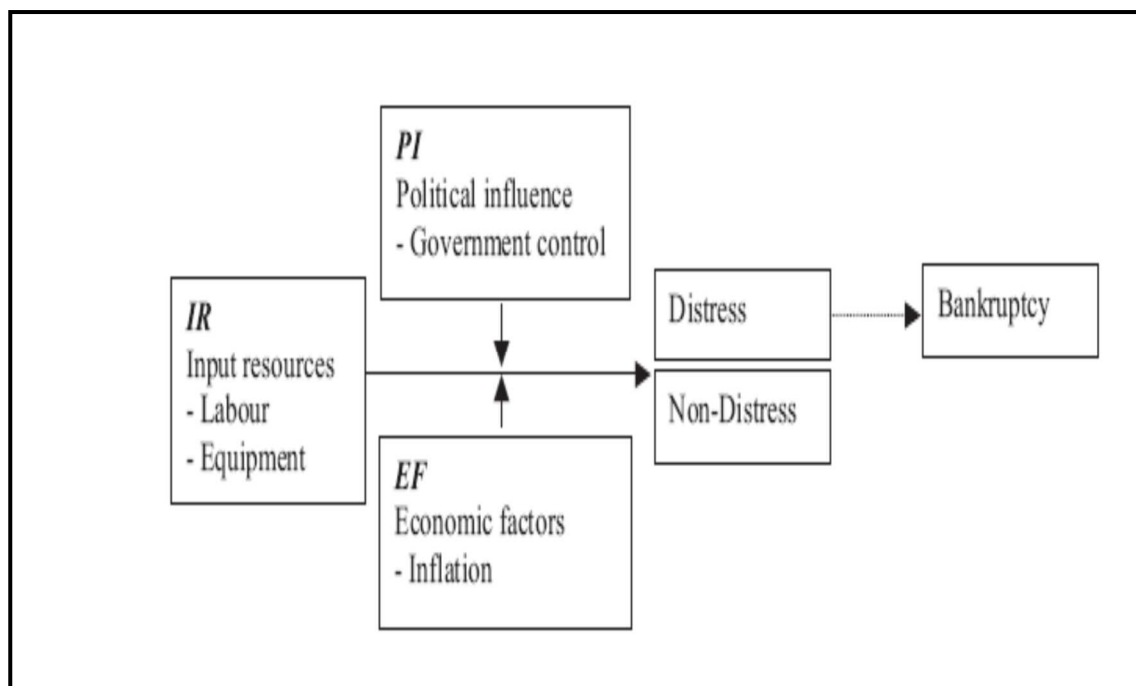
$$Z = B_0 + B_1 X_1 + B_2 X_2 + B_3 X_3 + B_4 X_4 + \dots + B_n X_n$$

sendo X1 o fator de carregamento (% de assentos preenchidos); X2, o número de passageiros por departamento; X3, número de horas voadas por piloto; X4,

número de departamentos por aeronave; X5, número de pilotos por aeronave; X6, o número de empregados por aeronave; X7, a idade média das aeronaves; X8, inflação anual dos países constantes da amostra; X9, número de marcas diferentes por aeronave operada; X10, a influência política (variável dummy: sim=1; não=0); e $P = 1/[1+e-z]$.

O estudo contemplou 41 empresas distribuídas pelo mundo e utiliza o seguinte arcabouço para prever insolvências. A quebra de uma empresa de aviação sofre influências de natureza econômica (inflação geral de preços como Proxy para a qualidade do ambiente econômico doméstico), política (participação do governo no capital das empresas) e de insumos produtivos, basicamente dos fatores trabalho e capital.

Diagrama 1 - Arcabouço de influências na condição de insolvência



Fonte: Gudmundsson (2002)

Os resultados mostraram uma taxa geral de acerto de 90,3%. Entretanto, apenas a idade média das aeronaves e o número de empregados por aeronave, ou seja, variáveis de insumo, foram estatisticamente significativas no estudo.

Alguns autores vêm aplicando modelos de inteligência artificial em estudos de previsão de insolvência de empresas de aviação. Dois estudos foram

conduzidos separadamente utilizando o modelo de redes neurais para prever insolvência de empresas aéreas. Davalos, Gritta e Chow (1999) utilizaram 21 variáveis extraídas dos balanços patrimoniais e das demonstrações de resultados das maiores empresas aéreas americanas (26 insolventes e 26 solvente) para o período 1979-1996 e obtiveram uma taxa de acerto de 100% das observações. A seguir apresentamos lista de variáveis explicativas utilizadas:

- X1 – receita;
- X2 – depreciação;
- X3 – despesas;
- X4 – lucro antes do imposto de renda;
- X5 – juros;
- X6 – lucro antes dos impostos;
- X7 – lucro após os impostos;
- X8 – resultado líquido;
- X9 – caixa;
- X10 – recebíveis;
- X11 – ativos correntes;
- X12 – equipamentos operacionais;
- X13 – total de ativos;
- X14 – passivo corrente;
- X15 – impostos;
- X16 – passivo de longo prazo;
- X17 – total de créditos diferidos;
- X18 – total do passivo;
- X19 – lucro reinvestido;
- X20 – lucro retido;
- X21 – patrimônio líquido.

Em um segundo estudo, Gritta, Davalos, Chow, and Huang (2002) utilizaram o modelo de redes neurais para a previsão de insolvência das pequenas companhias aéreas regionais americanas. Enquanto o primeiro estudo classificou corretamente 100% das empresas, o segundo atingiu 88% de acerto. O erro do tipo I, ou seja, quando uma companhia falida é equivocadamente classificada como saudável foi de 11% (sete empresas em 65) enquanto o erro do tipo II que é classificar uma empresa saudável como falida foi de 12% (oito empresas em 65).

Davalos, Gritta, Goodfriend and Adrangi (2005) aplicaram algoritmos genéticos para previsão de insolvências para o caso americano. Como variáveis-insumos foram utilizadas as mesmas vinte e uma variáveis utilizadas por Davalos, Gritta e Chow (1999) além dos índices:

- liquidez corrente;
- rentabilidade do ativo;
- despesas operacionais sobre receita;
- lucro sobre despesas operacionais;
- total do passivo sobre o total do ativo;
- ativos correntes sobre o total de ativos;
- ativos correntes sobre a receita operacional;

O modelo alcançou 94% de acerto global.

O Quadro 1 resume as informações apresentadas até aqui.

Quadro 1 – Resumo da Literatura Internacional de Modelos de Previsão de Insolvência aplicados à Indústria de Aviação Civil

Estudo	Mercado	Método	Tipo de Modelo	Variáveis Explicativas
Gritta (1982)	Americano	Análise discriminante	Aplicação do modelo geral de Altman	financeiras
Gritta et al (2006)	Americano	Análise discriminante	Aplicação do modelo modificado de Altman: Z”Score	financeiras
Estudos privados	Americano	Análise discriminante	Zeta®	Financeiras
Chow, Gritta e Leung, (1991)	Americano	Análise discriminante	Modelo específico para o setor: <i>airscore model</i>	Financeiras
Pilarski e Dinh (1999)	Americano	Regressão Logística	Modelo específico para o setor	Financeiras
Gudmundsson (2002)	Multinacional	Regressão Logística	Modelo específico para o setor	Institucionais
Davalos, Gritta e Chow (1999)	Americano (grandes empresas)	Redes neurais	Modelo específico para o setor	financeiras
Gritta, Davalos, Chow, and Huang (2002)	Americano (pequenas empresas)	Redes neurais	Modelo específico para o setor	financeiras
Davalos, Gritta, Goodfriend and Adrangi (2005)	Americano	Algoritmo genético	Modelo específico para o setor	financeiras

III – ESTUDOS PARA O CASO BRASILEIRO

A literatura brasileira é modesta neste campo de pesquisa, com poucos trabalhos relevantes.

Silva et al (2006) aplicaram a lógica fuzzy para classificar as companhias aéreas brasileiras segundo níveis pré-definidos de situação financeira. Não se trata exatamente de um modelo de previsão, mas de classificação e ranqueamento. Os passos para a implementação do modelo incluíram a divisão das empresas em três categorias (saudáveis, alto risco e insolventes). Foram selecionados os seguintes indicadores financeiros:

X1 - Garantia do Capital de Terceiros:

X2 - Liquidez Geral:

X3 - Margem Bruta:

X4 - Margem Líquida:

X5 - Rentabilidade Total do Capital Investido:

E a classificação se dá tomando como base a seguinte especificação:

- $SEFi \leq 3,0$ Muito Ruim
- $3,0 > SEFi \leq 5,0$ Ruim
- $5,0 > SEFi \leq 7,0$ Regular
- $7,0 > SEFi \leq 9,0$ Bom
- $SEFi > 9,0$ Muito Bom

onde SEF é a situação econômico-financeira das empresas e é dada por:

$$SEF_i = \frac{\sum_{i=1..n} Rk_i}{n} \times 10$$

sendo:

$$Rk_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

e RKi são as variáveis de entrada para cada um dos indicadores utilizados. Os autores não analisam o modelo em termos de percentual de acerto.

Aranha, J. e Filho. O. (2005) procedem a aplicação do modelo de previsão de falência de Kanitz, mais conhecido como o “Termômetro de Kanitz”, com o objetivo de verificar a possibilidade de insolvência nas principais empresas de aviação comercial. Utilizam indicadores financeiros obtidos das demonstrações contábeis das empresas, no período compreendido entre 2001 a 2004.

O termômetro de insolvência é dado pelo seguinte fator de insolvência (FI):

$$FI = 0,05X1 + 1,65X2 + 3,55X3 - 1,06X4 - 0,33X5$$

onde X1 é a relação lucro líquido / patrimônio líquido; X2, (ativo circulante + realizável a longo prazo) / exigível total; X3, (ativo circulante – estoques) / passivo circulante; X4, ativo circulante / passivo circulante; e X5 = exigível total /patrimônio líquido.

Tabela 3 – Resultados do Modelo de Kanitz para o Setor de Aviação Brasileiro

FI	GOL			TAM			VARIG			VASP		
	2002	2003	2004	2002	2003	2004	2002	2003	2004	2001	2002	2003
X1	0,10	0,51	0,25	0,82	4,15	1,79	0,63	0,29	0,01	0,60	-0,47	-0,04
X2	0,98	1,47	2,61	0,35	0,44	0,74	0,24	0,20	0,22	0,63	0,53	0,57
X3	0,67	1,39	2,50	0,44	0,71	0,97	0,35	0,33	0,43	0,69	0,61	0,61
X4	0,72	1,43	2,55	0,53	0,80	1,06	0,35	0,34	0,44	1,46	1,15	1,07
X5	5,49	1,46	0,54	15,65	65,22	10,42	-1,53	-1,39	-1,45	41,20	6,40	6,32
FI	1,42	5,37	10,33	-3,54	-18,91	0,19	1,79	1,62	1,90	-11,64	-0,31	-0,11

Fonte: Aranha, J. e Filho (2005)

Segundo o modelo de Kanitz, uma empresa classificada entre 0 e 7 está na faixa de solvência. Uma empresa situada entre 0 e -3 está na região indefinida e se situar entre -3 e -7 está na zona de insolvência. Após a aplicação do estudo, os autores não concluem o grau de acerto em suas previsões.

Scarpel, r e Milioni, (2005) selecionaram uma amostra de empresas de capital aberto contendo 28 empresas insolventes e 32 solventes de diferentes setores da economia e mediante a utilização da regressão logística desenvolveram um modelo de previsão de insolvência contendo as seguintes variáveis explicativas:

X1 - Liquidez corrente (LC);

X2- Giro do ativo total (GA);

X3 - Endividamento geral (EG);

X4 - Retorno sobre o ativo total (ROAAJIR)

Após a estimação dos parâmetros, obteve a seguinte probabilidade, sem a variável de liquidez que mostrou-se não significativa.

$$P_i = \frac{1}{1 + \text{EXP}(- (0,190 + 3,312 * \text{GA}_i - 3,687 * \text{EG}_i + 10,997 * \text{ROAI}_i))}$$

O modelo Logit conseguiu classificar corretamente 24 das 28 empresas insolventes e 28 das 32 empresas solventes, obtendo uma eficiência global de aproximadamente 86,7% (considerando que o modelo previu de forma correta a insolvência/solvência de 52 das 60 empresas).

Posteriormente, os autores testam o modelo em dados de empresas do setor de transporte aéreo brasileiro nos exercícios de 1996, 1997 e 1998, mas, assim como o estudo apresentado anteriormente, não utiliza o modelo como um preditor de insolvência mas como uma ferramenta de análise econômico-financeira.

Oliveira, R., Scarpel, R. e Oliveira, A. (2008) utilizam o modelo Logit geral desenvolvido por Scarpel e Milioni (2001) para avaliar a situação de solvência das empresas Varig, Vasp e Transbrasil no período entre 1983 e 2003. O objetivo

do estudo é identificar, mediante a utilização de regressão linear, as variáveis determinantes da insolvência das empresas, tais como taxa de câmbio, nível de atividade e influência da regulamentação. Para compor o rol de variáveis dependentes, também adicionam o endividamento Geral (EG), o Giro do Ativo (GA), e o ROA AJIR (retorno do ativo antes de juros e imposto de renda). Utilizam, portanto, a ferramenta não como preditora de insolvência futura assim como nos estudos anteriores.

IV – CONCLUSÕES

Com base na experiência empírica podemos antecipar que as melhores alternativas para os modelos para previsão da insolvência de empresas aéreas são a análise discriminante e a regressão múltipla no formato probit/logit.

A análise discriminante linear permite uma previsão direta do grupo que a variável pertence. Tendo uma amostra prévia de empresas solventes e insolventes, isto permite classificar as operadoras de aviação dentro de cada grupo. Esta é uma técnica largamente empregada na previsão de falência de empresas. Definem-se dois ou mais grupos distintos (solventes e insolventes) e classificam-se as observações em cada um deles, observando o comportamento passado. Este procedimento permite separar grupos diferentes, determinados *a priori*, de acordo com algumas variáveis explicativas e, a partir da comparação das classificações realizadas pelo modelo com a classificação conhecida, determinar o grau de acerto do modelo.

Ao contrário da análise discriminante, o modelo de regressão logit/probit requer menos suposições que a análise discriminante. O modelo *logit* é um modelo de resposta qualitativa e é utilizado para modelar o comportamento de um tomador de decisão que deve escolher entre um número finito de alternativas. Estes modelos têm uma aplicabilidade maior do que a análise discriminante e podem ser utilizados para modelar a decisão de um consumidor entre comprar um

seguro amplo ou um seguro mínimo, comprar ou não uma casa, ter ou não ter filhos etc.

Diferentemente da análise discriminante, que é uma técnica de classificação, o modelo *logit* analisa uma relação de causalidade. O modelo *logit* vai além da classificação, pois além de estimar os coeficientes das variáveis independentes, determina a probabilidade de ocorrência da insolvência, o que é particularmente útil para a ANAC estabelecer graduações de fiscalização.

Uma discussão mais detalhada sobre os modelos, sua especificação e variáveis candidatas a compor a estimação empírica será objeto da segunda parte desta pesquisa. A análise das informações estatísticas será realizada nas demonstrações financeiras disponíveis das empresas aéreas, além de informações macroeconômicas e setoriais que se mostrem relevantes para a análise. A análise combinará dados *cross-section* e temporais.

O mercado americano, único onde foi possível localizar estudos de previsão de insolvência de companhias aéreas além do mercado brasileiro, possui uma família diversificada de modelos. Estes vão desde a aplicação direta do modelo geral de Altman até modelos desenvolvidos a partir de informações do próprio setor como o modelo Airscore, todos estes desenvolvidos a partir da técnica da análise discriminante multivariada. Modelos de regressão logística também são utilizados para prever falências como o modelo-P de Pilarski e o de Gudmundsson (2002), este último de caráter supranacional. Há ainda modelos mais sofisticados de redes neurais e de algoritmos genéticos para antecipar falências.

Segundo nossa pesquisa, não há no Brasil nenhum modelo desenvolvido com este propósito, qual seja, ser um instrumento preditor de insolvência financeira das empresas aéreas. Os estudos que se valem das ferramentas existentes, as utilizam como um método adicional de classificar as empresas segundo as suas condições financeiras.

REFERÊNCIAS

- ARANHA, J. E FILHO, O. *Modelos de previsão de insolvências: o termômetro de Kanitz na avaliação de empresas do setor de aviação comercial*. In: V Jornada Científica de Economia e Administração, Universidade Federal de Mato Grosso, 2005.
- ALTMAN, E.L. *Financial ratios, discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy*. Journal of Finance, v.23, n.4, p.589-609, 1968.
- _____ AND GRITTA, R. *Airline bankruptcy propensities: a Zeta analysis*. Journal of the Transportation Research Forum, 25.1984.
- _____ BAIDYA, T. E DIAS, L., *Assessing potential financial problems for firms in Brazil*, Salomon Brothers Center for the Study of Financial Institutions, Working Paper nº 125, 1977.
- _____ BAYDIA, T. K. N.; DIAS, L. M. R. *Previsão de problemas financeiros em empresas*. Revista de Administração de Empresas, v. 19, p. 17-28, jan./março, 1979
- _____, HALDEMAN, R.G and NARAYANAN, P. *Zeta[®] Analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations*. Journal of Banking and Finance, pp.29-54, 1977.
- BEAVER, W. *Financial ratios as predictors of failure*. Journal of Accounting Research, 5, 71-111. 1966
- ELIZABETSKY, R. *Um modelo matemático para a decisão no banco comercial* (trabalho apresentado ao Departamento de Engenharia de Produção da Escola Politécnica da USP) s.l.p., s.c.p., 1976.
- CHOW, G., R. GRITTA AND E. LEUNG. *A multiple discriminant analysis approach to gauging air carrier bankruptcy propensities: the airscore model*. Journal of the Transportation Research Forum. 31(2), 371-377. 1991

- COELLI ET AL. *An Introduction to efficiency and productivity analysis*. Springer, 2nd edition. 2005.
- DAVALOS, S. GRITTA, R. AND ADRANGI, B. *Deriving rules for forecasting air carrier financial stress and insolvency: a genetic algorithm approach*, Journal of the Transportation Research Forum, v. 46, n.2, 2007.
-
- _____ *A review of the history of air carrier bankruptcy forecasting and the application of various models to the U.S. Airline Industry: 1980-2005*, paper presented at the XIV International Economic History Congress, Helsinki, 2006
- GIMENES, R E URIBE-OPAZO, M *Previsão de insolvência de cooperativas agropecuárias por meio de modelos multivariados* Revista FAE, Curitiba, v.4, n.3, p.65-78, set./dez. 2001
- GRITTA, R. *Bankruptcy risks facing the major U.S. air carriers*. Journal of Air Law and Commerce, 48. 1982
- GUDMUNDSSON, V. S. *Airline distress prediction using non-financial indicators*, Journal of Air Transportation Vol. 7, No. 2 , 2002
- HOLLAND, J. *Adaption in Natural and Artificial Systems*. University of Michigan Press: Ann Arbor, Michigan, 1997.
- JAGTIANI, J., KOLARI, J., AND SHIN, H. *Early warning models for bank supervision: Simpler could be better*. Economic Perspectives, p. 49-60. Federal Reserve Bank of Chicago. 2003.
- JANOT, M. *Modelos de insolvência bancária no Brasil*. Trabalho para Discussão, Banco Central do Brasil, 2001.
- KANITZ, S. C. *Como Prever Falências*. São Paulo: McGraw do Brasil, 1978.
- MARTIN, D.. *Early warning of bank failure*. Journal of Banking and Finance, 1, 247-276. 1977.
- MATIAS, A.B. *Contribuição às técnicas de análise financeira: um modelo de concessão de crédito*. Tese (Doutorado). Departamento de

- Administração da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo. São Paulo, 1978.
- OHLSON, J. A., *Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy*, Journal of Accounting Research, 18 (1), 109-131, 1980
- OLIVEIRA, R., SCARPEL, R. E OLIVEIRA, A.. *Insolvência de empresas e crise: um estudo dos determinantes da saída de mercado de companhias aéreas*, In: Simpósio de Transporte Aéreo, 2008, Rio de Janeiro. VII SITRAER,. vol. 1. p. 564-575, 2008.
- ONUSIC, L; CASA NOVA, S; ALMEIDA, F *Modelos de previsão de insolvência utilizando a análise por envoltória de dados: aplicação a empresas brasileiras*, Revista de Administração Contemporânea, vol.11, n 2 Curitiba 2007
- PILARSKI, A. AND DINH, T. *Numerical scoring approach to credit risk analysis*. Handbook of Airline Finance. New York : McGraw-Hill, 329-342. 1999.
- SANTOMERO, A and J. VINSO *Estimating the Probability of Failure for Firms in the Banking System*. Journal of Banking and Finance, 1, 185-205. 1977.
- SCARPEL, R e MILIONI, A. *Aplicação de modelagem econométrica à análise financeira de empresas*. Revista de Administração, São Paulo v.36, n.2, p.80-88, abril/junho 2001
- SILVA, J. P. DA. Gestão e análise de risco de crédito. São Paulo: Atlas. 1997.
- SILVA, V. RESPICO A. SPIRITU SANTO e L. DA SILVA *Using the Hybrid Financial Statement Analysis Technique” to Rate and Monitor Airlines Financial Status*. Proceedings of the Air Transportation Research Society, World Conference on Transport Research. Paper presented in Rio de Janeiro, July 6, 2005.
- _____, FILIPPO, S ESPIRITO SANTO Portugal, 1. *Inteligência artificial na análise de balanço e demonstração do resultado do exercício*:

classificando, ranqueando e relacionando companhias por meio de múltiplos indicadores econômico-financeiros, XIII SIMPEP - Bauru, SP, Brasil, 06 a 08 de novembro de 2006, Anais

SYAU, Y. R., HSIEH, H. T, E. LEE S. *Fuzzy numbers in the credit rating of enterprise financial condition. Review of Quantitative Finance and Accounting, 17(4), 351-360, 2001.*

PARTE II – O MODELO E SUAS VARIÁVEIS

1 – MODELOS SUGERIDOS

Diversas técnicas estatísticas multivariadas podem ser utilizadas para prever uma variável dependente dicotômica – ou seja, solvente ou insolvente - a partir de um conjunto de variáveis independentes como, por exemplo, a análise discriminante e análise de regressão múltipla. Quando a variável dependente assume apenas dois valores, as suposições necessárias para testar hipóteses na análise de regressão múltipla são violadas. Não é possível assumir que a distribuição dos erros seja normal e – principalmente - os valores previstos não podem ser interpretados como probabilidade, pois não estão restritos ao intervalo zero-um.

As duas metodologias são discutidas e em seguida sugerido o modelo que em princípio melhor se adequa à estimação empírica. O exame das informações contidas no site da ANAC sugere as variáveis do modelo.

1 – 1 ANÁLISE DISCRIMINANTE

A análise discriminante linear permite uma previsão direta do grupo que a variável pertence. Tendo uma amostra prévia de empresas solventes e insolventes, isto permite classificar as operadoras de aviação dentro de cada grupo. Esta é uma técnica largamente empregada na previsão de falência de empresas. Inicialmente definem-se dois ou mais grupos distintos (solventes e insolventes) e classificam-se as observações em cada um deles, observando o comportamento passado.

Este procedimento permite separar grupos diferentes, determinados *a priori*, de acordo com algumas variáveis explicativas e, a partir da comparação das classificações realizadas pelo modelo com a classificação conhecida, determinar o grau de acerto do modelo.

Portanto, trata-se de uma técnica estatística que “discrimina”, ou seja, separa as empresas solventes das insolventes através de uma regressão linear que combina diversas variáveis econômico-financeiras. Os procedimentos de implementação do método seguem as seguintes etapas:

1 - Arbitrar 2 grupos (A=solventes e B= insolventes)

2 - Estimar a Função Discriminante de Fisher:

$$Z = a + W_1 X_1 + W_2 X_2 + \dots + W_k X_k$$

onde W_i representam os ponderadores discriminantes; X_i , os indicadores econômico-financeiros.

3 - Calcular a pontuação discriminante para as n empresas analisadas

4 - Calcular os centróides (médias de Z para cada grupo)

5 - Calcular o ponto de corte:

$$C = \frac{\overline{Z}_a + \overline{Z}_b}{2}$$

6 - Classificar as empresas da amostra sob o seguinte critério:

$$e_i \in A \Leftrightarrow Z_i < C$$

$$e_i \in B \Leftrightarrow Z_i > C$$

A análise discriminante procura estimar a combinação linear das características individuais de cada elemento que melhor discrimina entre os grupos pré-estabelecidos.

1 - 2 REGRESSÃO LOGÍSTICA

Ao contrário da análise discriminante, o modelo de regressão logística requer menos suposições que a análise discriminante. O modelo *logit* é um modelo de resposta qualitativa e é utilizado para modelar o comportamento de um tomador de decisão que deve escolher entre um número finito de alternativas. Estes modelos têm uma aplicabilidade maior do que a análise discriminante e podem ser utilizados para modelar a decisão de um consumidor entre comprar um

seguro amplo ou um seguro mínimo, comprar ou não uma casa, ter ou não ter filhos etc.

Diferentemente da análise discriminante, que é uma técnica de classificação, o modelo *logit* analisa uma relação de causalidade. O modelo *logit* vai além da classificação, pois além de estimar os coeficientes das variáveis independentes, determina a probabilidade de ocorrência da insolvência, o que é particularmente útil para a ANAC estabelecer graduações de fiscalização. A forma geral dos modelos de previsão pode ser descrita da seguinte maneira:

$$\Pr (Y_i = 1) = F (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{im}, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m)$$

onde a probabilidade de insolvência da empresa i ($Y_i=1$) é função dos indicadores X_{ij} 's, coletados das demonstrações financeiras de uma data anterior a efetiva insolvência e dos coeficientes $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m$ são os parâmetros estimados a partir dos dados amostrais. O formato da função de distribuição é logística.

O modelo *logit* é um modelo de escolha binária baseado na função de probabilidade cumulativa logística. A regressão logística analisa os efeitos de variáveis independentes sobre uma variável dicotômica em termos da probabilidade de estar em um de dois eventos, no nosso caso, solvente ou insolvente. Geralmente denominamos $y = 1$ para a ocorrência do evento e $y = 0$ para a não ocorrência do mesmo. Podemos assumir que a probabilidade de um evento depende de um vetor de variáveis independentes X_i e um vetor de parâmetros desconhecidos β_i . O modelo assume a forma

$$P_i = F(Z_i) = F(\beta X_i) = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}}$$

e gera estimadores pela técnica da máxima verossimilhança.

Um terceiro modelo de previsão de insolvência de elevada aplicabilidade e que pode ser aplicado ao caso é o modelo de escolha binária *Probit* que, diferentemente do *logit*, assume que os resíduos seguem distribuição normal.

Após a identificação e quantificação dos efeitos das variáveis relevantes, elas serão utilizadas para estimar a probabilidade de insolvência e de fragilidade econômico-financeira, através de modelos de análise discriminante, *logit* e *probit* de escolha discreta. A escolha do modelo final se dará de acordo com a análise da performance relativa de cada um deles em razão do erro do Tipo I, que é o de prever uma empresa insolvente como solvente, e do erro do Tipo II, prever uma empresa solvente como insolvente.

2 – AS INFORMAÇÕES ESTATÍSTICAS

2 – 1 O CONCEITO EMPÍRICO DE INSOLVÊNCIA

A principal variável a ser definida em um modelo de previsão de insolvência é o próprio conceito de insolvência. Do ponto de vista contábil, o patrimônio líquido negativo é a medida mais utilizada como classificação. Entretanto, outras definições são possíveis, particularmente a redução das notas de uma agência de classificação de riscos ou a partir de alguma intervenção estatal. Esta definição deve ser realizada em consonância com a literatura internacional já estabelecida e ser de domínio público.

2 – 2 AS VARIÁVEIS EXPLICATIVAS

Na estimação empírica dos modelos, as estatísticas serão escolhidas com base na representatividade na explicação das condições do mercado das empresas aéreas, tais o Produto Interno Bruto ou uma medida de renda real dos consumidores do transporte aéreo; taxa de câmbio; variáveis *dummy* para captar os efeitos de mudanças qualitativas; indicadores econômico-financeiros (liquidez, rentabilidade, estrutura de capital, índices de custo); variáveis de concorrência (*market-share*) e variáveis que retratem a evolução da atividade das empresas. A estimação empírica também testará o efeito de defasagens nas variáveis.

As co-variáveis serão selecionadas a partir, primeiramente, de indicadores clássicos de análise econômico-financeira, principalmente no que se refere à liquidez, solvência, rentabilidade, custos e estrutura do capital. Indicadores setoriais também serão testados juntamente com indicadores do nível de atividade econômica e de competição.

Serão aplicados os testes estatísticos tradicionais para conferência do ajustamento dos modelos, como o teste de Hosmer e Lemeshow, e os testes de Cox & Snell e de Nagelkerke para o poder explicativo dos modelos, dentre outros.

2 – 3 AS INFORMAÇÕES ESTATÍSTICAS DISPONÍVEIS

O banco de dados do *site* da ANAC dispõe de informações gerais desde 1997 das empresas aéreas operando no Brasil.

2 – 3.1 Tipos de empresas :

I - Empresas de transporte aéreo regular

- Tráfego doméstico e internacional
- Tráfego doméstico
- Tráfego internacional

II - Linhas Aéreas especiais

- Ligação Rio - São Paulo
- Demais Linhas

III - Empresas de Táxi Aéreo e não-regulares suplementares

- Distribuídas em sete regiões

IV - Serviços aéreos especializados

- Aero agrícola
- Aerolevanteamento
- Aero publicidade
- Aero cinematografia.
- Aero inspeção

- Combate a Incêndio
- Aerofotografia
- Aero reportagem

2 – 3.2 As variáveis :

No tocante as variáveis disponíveis, as informações são variadas, distribuídas em diversos grupos :

I - Receitas e Custos Médios Por Empresa (R\$)

- Por Hora de Vôo
- Receita Média
- Custo Médio
- Por Quilômetro Voado
- Receita Média
- Custo Médio
- Por Assento Quilômetro Oferecido
- Receita Média
- Custo Médio
- Por Pax Quilômetro Transportado Pagos
- Receita Média
- Custo Médio
- Por Tonelada Quilômetro Oferecida
- Receita Média
- Custo Médio
- Por Tonelada Quilômetro Utilizado Pagos
- Receita Média
- Custo Médio

II - Balanço Patrimonial Por Empresa (R\$ Mil) :

- Ativo Circulante
- Disponível
- Créditos
- Estoques
- Diferidos
- Ativo Realizável a L.Prazo
- Ativo Permanente
- Investimentos
- Imobilizado
- Diferido

- Passivo Circulante
- Passivo Exigível a Longo Prazo
- Patrimônio Líquido
- Capital Social
- Reservas de Capital
- Reservas de Lucros
- Reservas de Reavaliação de Investimentos
- Lucros ou Prejuízos Acumulados

III - Demonstrativo do Resultado por Empresa (R\$ Mil)

- Receita Operacional Bruta
- Receitas de Vão
- Outras Receitas Operacionais
- Deduções da Receita Bruta
- Receita Operacional Líquida
- Custos Operacionais
- Custos dos Serviços Prestados
- Outros Custos Operacionais
- Lucro Bruto
- Despesas Comerciais
- Despesas Gerais e Administrativas
- Resultado Financeiro Líquido
- Outros Resultados Operacionais
- Resultado de Participações
- Resultado Operacional
- Item Extraordinário
- Resultados Não Operacionais
- Variação Cambial e Monetária
- Lucro/Prejuízo antes do IR
- Provisão p/I.R. e Contribuição Social
- Reversão Provisão I.R.
- Imposto de Renda Diferido
- Participação de Empregados
- Reversão Juros s/Capital Próprio
- Lucro/Prejuízo do Exercício

IV - Indicadores Econômico-Financeiros Por Empresa : Índices de Solvência

- Liquidez Corrente
- Liquidez Seca
- Liquidez Geral

Índices De Estrutura Patrimonial

- Garantia de Capital Terceiros
- Endividamento
- Capital Próprio
- Imobilização

Índices de Lucratividade

- Margem Bruta
- Margem Líquida

Índices de Rentabilidade

- Rentabilidade sobre Capital Próprio
- Rentabilidade sobre Total de capitais investidos

V - Dados Econômicos e Estatísticos por Empresa

- Receita de Vôo (R\$)
- Despesa de Vôo (R\$)
- Resultado de Vôo (R\$)
- Assentos Km Oferecido (mil) (Ass/PM)
- Pax.Km Transportado Pg(mil) (Pac/PM)
- Num Pax Embarcado Pg (UM)
- Km Voados (KM)
- Horas Voadas (H)
- Cobertura Financeira (%)
- Lucratividade (%)
- Aproveitamento (%)
- Custo/Ass.Km (R\$)
- Yield (R\$)
- Break-even (%)
- Ton.Km Oferecida(mil) TON/KM
- Ton.Km Transp Pg(mil) TON/KM
- Custo/Ton.Km oferecida R\$
- Receita/Ton.Km transp pg R\$

VI - Receitas, Despesas e Resultados por Empresa

Receitas

- Passagens
- Excesso de Bagagem
- Carga
- Mala Postal
- Fretamento Pax
- Fretamento Carga
- Rede Postal Noturna

- Suplementação Tarifária
- Outras Receitas de Vôo
- Total das Receitas

Custos Diretos

- Tripulantes Técnicos
- Comissários de Bordo
- Combustível
- Depreciação de Equipamento de Vôo
- Manutenções e Revisões
- Seguro de Aeronaves
- Arrendamento de Aeronaves
- Taxas Aeroportuárias
- Tarifas Auxiliares de Navegação
- Total Custos Diretos

Custos Indiretos

- Organização Terrestre
- Serviço de Bordo
- Outros Custos Indiretos
- Total dos Custos Indiretos

Despesas Operacionais

- Organização Tráfego PAX
- Organização Tráfego Carga
- Administração Geral
- Outras Despesas
- Total Despesas Operacionais
- Total dos Custos
- Resultado de Vôo

Outras Operacionais

- Outras Receitas Operacionais
- Outras Despesas Operacionais
- Total Outros Operacionais
- Resultado

VII - Distribuição das Despesas (%)

- Honorários da Diretoria
- Honorários do Conselho de Administração
- Honorários do Conselho Fiscal
- Ordenados e Salários
- Horas - Aulas Ministradas no Brasil
- Pagamento Variável da Tripulação
- Pagamento Variável de Treinamento

- Encargos sobre a Folha de Pagamento
- Contingência Legal Social
- Diárias e Despesas de Viagens
- Formação Profissional
- Programa de Alimentação
- Outras Despesas com Pessoal
- Reembolso de Creche
- Vale Transporte
- Seguro de Vida em Grupo
- Indenizações
- Consumo de Material Auxiliar
- Consumo de Material de Escritório
- Consumo de Material de Vestuário
- Consumo de Material de Comissaria
- Consumo de Material de Estoque
- Consumo Material Diretos
- Combustível de Aeronaves
- Combustível de Veículos
- Transporte e Condução
- Arrendamento Aeronaves
- Aluguéis e Arrendamento Geral
- Depreciação de Equipamento de Vôo
- Depreciação em Geral
- Energia Elétrica
- Gás, Água E Esgoto
- Serviços de Comunicação
- Remoção de Carga Rodoviária
- Serviços de Apoio Terrestre
- Serviço de Limpeza
- Serviço de Coleta e Entrega
- Fretes e Carretos
- Serviços Profissionais
- Serviço de Terceiros
- Serviços de Segurança
- Estacionamento de Veículos
- Serviço de Apoio Terrestre
- Seguros de Equipamento de Vôo
- Seguros em Geral
- Tarifas Aeroportuárias
- Tarifas Auxiliares de Navegação

- Outras Tarifas Aeroportuárias
- Utilização de Áreas Aeroportuárias
- Comissões
- Propaganda e Publicidade
- Despesas Diretas Pax
- Impostos e Taxas
- Desembarço de Aeronaves
- Vôos Interrompidos
- Gastos Diretos Pax em Terra
- Penalizações sobre Transportes
- Compensação a Devedores
- Baixa de Títulos Incobráveis
- Compensação de Devolução de Vendas
- Despesas Devidas Sobrevalores Pax em hotel
- Despesas Devidas Sobrevalores de Receitas
- Contribuição a Sindicatos
- Contribuição a Fundo Aerus
- Gratificações, Presentes e Donativos
- Doações e Patrocínio
- Amortizações
- PIS sobre Receitas de Vôo
- Despesas Diversas
- Quilometragem Brasil
- Representações
- Despesas Legais e Judiciais
- Despesas Bancárias
- Despesas com Cursos para Agentes
- Jornais, Revistas e Livros
- Cópias e Reproduções
- Despesas com Veículos
- Despesas com Importação
- Participação Despesas de Agências
- Riscos Não Segurados
- Manuais de Trafego
- Patrocínios Projetos Lei Rouanet
- Contingência Legal Social
- Cofins
- Despesas Diversas
- Ajustes na Folha de Pagamento
- Ajustes nas Provisões Variáveis

- Provisão para Manutenção
- Provisão para Devedores Duvidosos
- Provisão para Manutenção de Estruturas
- Provisão para Manutenção e Taxa de Material
- Rateio Treinamento e Ensino
- Ligação Entre Empresas
- Fraudes com Cartões de Crédito

VIII - Dados Econômicos e Estatísticos por Empresa

- Receita de Vôo (R\$)
- Despesa de Vôo (R\$)
- Resultado de Vôo (R\$)
- Assento.Km oferecidos(mil) (Ass/PM)
- Pax.Km Transportado Pagantes (mil) (Pac/PM)
- Número de Pax Embarcados Pagantes (UM)
- Km Voados (KM)
- Horas Voadas (H)
- Cobertura Financeira (%)
- Lucratividade (%)
- Aproveitamento (%)
- Custo/Assento por Km (R\$)
- Yield (R\$)
- Break-even (%)
- Tonelagem por Km oferecida (mil) TON/KM
- Tonelagem por Km Transportada Paga (mil) TON/KM
- Custo/Tonelada Km oferecida R\$
- Receita/Tonelada Km transportada paga R\$
- Receita
- Despesa
- Resultado
- Lucratividade (%)
- Assento por Km Oferecido (000)
- Pax.Km Transportados Pagantes (000)
- Aproveitamento Passageiros (%)

IX - Composição da Receita por Setor de Atividade (R\$)

- Passagens
- Fretamentos
- Correios
- Carga
- Outros

X - Planilhas Consolidadas de Custo por Segmento (%)

- Encargos com Pessoal
- Câmbio
- Combustível
- Amortizações
- Despesas Comerciais
- Despesas Fiscais
- Serviços Públicos
- Tarifas Aeroportuárias
- Tarifas de Com. e Auxílio
- Despesas Bancárias
- IPC
- Consumo de Materiais Diversos
- Depreciação e Seguro Equipamento de.Vôo
- Depreciação, Seguro e Aluguel em Geral
- Organização Terrestre
- Despesas Diretas Pax e Carga
- Serviços Auxiliares Diversos

XI - Balanço Patrimonial da Indústria (R\$ Mil)

- Ativo Circulante
- Disponível
- Créditos
- Estoques
- Diferidos
- Ativo Realizável a L.Prazo
- Ativo Permanente
- Investimentos
- Imobilizado
- Diferido
- Total do Ativo
- Passivo Circulante
- Passivo Exigível a L.Prazo
- Patrimônio Líquido
- Capital Social
- Reservas de Capital
- Reservas de Lucros
- Reservas de Reavaliação de Investimentos
- Lucros ou Prejuízos Acumulados
- Total do Passivo

XII - Demonstrativo do Resultado Geral da Indústria

- Receita Operacional Bruta
- Receitas de Vão
- Outras Receitas Operacionais
- Deduções da Receita Bruta
- Receita Operacional Líquida
- Custos Operacionais
- Custos dos Serviços Prestados
- Outros Custos Operacionais
- Lucro Bruto
- Despesas Comerciais
- Despesas Gerais e Administrativas
- Resultado Financeiro Líquido
- Outros Resultados Operacionais
- Resultado de Participações
- Resultado Operacional
- Item Extraordinário
- Resultados Não Operacionais
- Variação Cambial e Monetária
- Lucro/Prejuízo antes do I.R.
- Provisão para IR e Contribuição Social
- Reversão da Provisão I.Renda
- Renda Diferida
- Participação de Empregados
- Reversão Juros sobre capital próprio
- Lucro/Prejuízo do Exercício

2 – 3.3 As empresas :

A amostra de empresas do Grupo I compreende 391 empresas :

I – Empresas domésticas e internacionais

Abaeté
ABSA
Air Minas
Ata
BRA
Brasmex
Cruiser
Gol

Interbrasil
Master Top
Mega
Meta
NHT
Nordeste
Oceanair
Pantanal
Passaredo
Penta
Promodal
Puma
Rico
Rio Sul
Sete
Skymaster
TAF
TAM
Tavaj
Team
Total
Transbrasil
Trip
Varig
Varig Log
Vasp
Webjet

III - Empresas de Táxi Aéreo e não-regulares suplementares

- Distribuídas em sete regiões :

Região 1 :

- Aerotop Táxi Aéreo Ltda
- Águila Táxi Aéreo Ltda
- Arizona Táxi Aéreo Ltda
- Brabo Táxi Aéreo Ltda
- Cururupu Táxi Aéreo Ltda
- Heringer Táxi Aéreo Ltda
- Ival Alves Táxi Aéreo Ltda
- Jotan Táxi Aéreo Ltda
- Juta Junqueira T. Aéreo Ltda e Man de Aer.
- Norte Jet Táxi Aéreo Ltda

- PEC Táxi Aéreo Ltda
- Pema -Pereira Machado Táxi Aéreo Ltda
- Piquiatuba Táxi Aéreo Ltda
- Puma Air Táxi Aéreo Ltda
- Renascença Táxi Aéreo Ltda
- Rio Norte Táxi Aéreo Ltda
- Soure Táxi Aéreo Ltda
- Talla Táxi Aéreo Ltda
- Tapajós Táxi Aéreo Ltda
- Tarp Táxi Aéreo Ltda
- Táxi Aéreo Dourado Ltda

Região 2 :

- Aero Star Táxi Aéreo Ltda
- Aerotaxi Poty Ltda
- Ata - Aerotáxi Abaeté Ltda
- Atlanta Táxi Aéreo S/A
- ATS - Aero Táxi Salvador
- Bem Ti Vi Táxi Aéreo Ltda
- Blue Air Táxi Aéreo Ltda
- Ceará Táxi Aéreo Ltda
- Easy Táxi Aéreo Ltda
- Empresa Baiana Táxi Aéreo Ltda
- Lug Táxi Aéreo Ltda
- North Star Táxi Aéreo Ltda
- Star Fly Táxi Aéreo Ltda
- Sociedade de Táxi Aéreo Weston Ltda
- Sociedade de Táxi Aéreo do Nordeste Ltda
- Táxi Aéreo Confiança Ltda
- Táxi Aéreo Fortaleza Ltda
- Tok Táxi Aéreo Ltda
- Top Line Táxi Aéreo Ltda
- Voe Peta - Pernambuco Táxi Aéreo Ltda

Região 3 :

- Aerotáxi Marinete Ltda
- Aeromil Táxi Aéreo Ltda
- Aeróleo Táxi Aéreo S/A
- ABC Táxi Aéreo Ltda
- Ariba Aerotáxi Ltda
- Ases Táxi Aéreo Ltda

- BHS Brazilian Hel. Services Táxi Aéreo Ltda
- Castle Air Táxi Aéreo Ltda
- Cruzeiro Táxi Aéreo S/A
- DS Air Táxi Aéreo
- Helibarra Táxi Aéreo Ltda
- Heli-Rio Táxi Aéreo Ltda
- Helistar Táxi Aéreo Ltda
- Henrimar Táxi Aéreo Ltda
- Lider Táxi Aéreo Ltda
- Omni Táxi Aéreo Ltda
- Senior Táxi Aéreo Ltda
- Tamig Táxi Aéreo Minas Gerais Ltda

Região 4

- Aeromaster Táxi Aéreo Ltda
- Central Táxi Aéreo Ltda
- Cereal Citrus Aerotáxi Ltda
- Extreme Táxi Aéreo Ltda
- Fretax Táxi Aéreo Ltda
- Gensa General Serviços Aéreos Ltda
- HCR Táxi Aéreo Ltda
- Helimarte Táxi Aéreo Ltda
- Interávia Táxi Aéreo Ltda
- J.S. Táxi Aéreo Ltda
- Jad Táxi Aéreo Ltda
- Metro Táxi Aéreo Ltda
- Morro Vermelho Táxi Aéreo Ltda
- NHR Táxi Aéreo Ltda
- Oceanair Táxi Aéreo Ltda
- Pássaro Azul Táxi Aéreo Ltda
- Reali Táxi Aéreo Ltda
- Segurança Táxi Aéreo Ltda
- TAMTáxi Aéreo Marília Ltda
- TWO Táxi Aéreo Ltda
- Vera Cruz Táxi Aéreo Ltda
- Vector Táxi Aéreo Ltda
- XP Táxi Aéreo Ltda
- Zeus Táxi Aéreo Ltda

Região 5

- AEB Táxi Aéreo e Transp. Esp. Ltda

- Arrow Jet Táxi Aéreo Ltda
- Avalon Táxi Aéreo Ltda
- Bertol Aerotáxi Ltda
- Equip Táxi Aéreo Ltda
- Fast Flight Táxi Aéreo Ltda
- Golden Air Aerotáxi Ltda
- Helisul Táxi Aéreo Ltda
- Horus Aerotáxi Ltda
- Icarai Turismo Táxi Aéreo Ltda
- Medsul Táxi Aéreo Ltda
- MS Express Serviços e Táxi Aéreo Ltda
- Paraná Jet Táxi Aéreo Ltda
- Rotorbras Táxi Aéreo Ltda
- Santa Bárbara Táxi Aéreo Ltda
- Santafé Táxi Aéreo Ltda
- Seven Táxi Aéreo Ltda
- Táxi Aéreo Hércules Ltda
- Táxi Aéreo Pinhal Ltda
- Táxi Aéreo Sul Ltda
- Táxi Aéreo Weiss Ltda
- Vip Jet Aerotáxi Ltda

Região 6

- Abelha Táxi Aéreo Ltda
- Aerotec Táxi Aéreo Ltda
- Aliança Táxi Aéreo Ltda
- Amapil Táxi Aéreo Ltda
- América do Sul Táxi Aéreo Ltda
- Apolo Táxi Aéreo Ltda
- Brasil Vida Táxi Aéreo Ltda
- CHC Táxi Aéreo Ltda
- GR Táxi Aéreo Ltda
- Ícaro Táxi Aéreo Ltda
- Jat Aerotáxi Ltda
- Jato Aerotaxi Ltda
- JK Táxi Aéreo Ltda
- JM Táxi Aéreo Ltda
- Mato Grosso do Sul Ltda
- Moreto Táxi Aéreo Ltda
- Protaxi Pro Oeste Táxi Aéreo Ltda

- Sete Táxi Aéreo Ltda
- Tasi Táxi Aéreo Sinopense Ltda
- Táxi Aéreo Palmas Ltda

Região 7

- Amazonaves Táxi Aéreo Ltda
- Anauá Táxi Aéreo Ltda
- Cta Cleiton Táxi Aéreo Ltda
- JVC Aerotaxi Ltda
- Manaus Aerotáxi Ltda
- Ortiz Táxi Aéreo Ltda
- Rima Rio Madeirra Táxi Aéreo Ltda
- Rio Branco Aerotáxi Ltda
- Tap Táxi Aéreo Pauniense Ltda
- Tropical Táxi Aéreo Ltda

Serviços Aéreos Especializados

- **Aeroagrícola**

Região 1

1 - Agripar Aviação Agrícola Ltda

Região 2

1 - Aero Agrícola Gerais Ltda
 2 - Aviação Agrícola Alagoana Ltda
 3 - Laero Aviação Agrícola Ltda
 4 - Madrid Aviação Agrícola Ltda

Região 3

1 - Águas Claras Aviação Agrícola Ltda
 2 - CNAA - Comercial Noroeste Av. Agr.
 3 - Fenner Aviação Agrícola Ltda
 4 - Patos Aviação Agrícola Ltda
 5 - Protege Aero Agrícola Ltda
 6 - Stal - Serv. de Trat. A. à Lav. Ltda

Região 4

1 - Aero Agrícola Banavale Ltda
 2 - Aero Agrícola Caiçara Ltda.
 3 - Aero Agrícola Chapadão Ltda
 4 - Aero Agrícola do Vale Ltda

- 5 - Aero Agrícola Rio de Pedras Ltda
- 6 - Aero Agrícola Solo Ltda
- 7 - Agro Aérea Florínea Ltda
- 8 - Agro Aero Triângulo Ltda
- 9 - Agrossol Aero Agrícola Ltda
- 10 - Aplitec Aero Agrícola Ltda.
- 11 - Agroteles Aviação Agrícola Ltda
- 12 - ASA - Aviação e Serviços Aeroagrícolas
- 13 - Aviação Agrícola Buttarello Ltda
- 14 - Aviação Agrícola Ottoboni Ltda
- 15 - Banaer Pulverização Agrícola Ltda
- 16 - EJ Aero Agrícola Ltda
- 17 - Eldoban Aero Agrícola Ltda
- 18 - Garcia Aviação Agrícola Ltda
- 19 - Imagem Aviação Agrícola Ltda
- 20 - Pardal Aviação Agrícola Ltda
- 21 - Pontual Aero Agrícola Ltda
- 22 - Rancharia Aviação Agrícola Ltda
- 23 - Sadag Ser. Aereo de Def. Agrícola Ltda
- 24 - Sam Soc. Aero Agr. Moginana Ltda
- 25 - Sana Agro Aérea Ltda
- 26 - Socana Aviação Agrícola Ltda
- 27 - Somar Aero Agrícola Ltda
- 28 - Tom Aviação Agrícola Ltda
- 29 - Ultraer Aero Agrícola Ltda
- 30 - Vale do Paranapanema Av. Agrícola
- 31 - Villella Agro Aérea Ltda

Região 5

- 1 - Aba - Aviação Agrícola Ltda
- 2 - Aero Agrícola Gabrielense Ltda
- 3 - Aero Agrícola Globoar Sul Ltda
- 4 - Aero Agrícola Limberger Ltda
- 5 - Aero Agrícola Rosariense Ltda
- 6 - Aero Agrícola Santanense Ltda
- 7 - Aero Agrícola Santos Dumont Ltda
- 8 - Aero Agrícola São Borja Ltda
- 9 - Aero Agrícola São Miguel Ltda
- 10 - Aero Agrícola Vargas Ltda
- 11 - Arenhart Aviação Agrícola Ltda
- 12 - Aeroarroz Aviação Agrícola Ltda
- 13 - Aerolis Aero Agrícola Lisboa Ltda
- 14 - Aeromis Aero Agrícola Missioneira

- 15 - Aeronorpa Aero Agrícola Norte Paraná
- 16 - Aeropel - Aero Operações Agrícola
- 17 - Aerovac - Aviação Agrícola Ltda
- 18 - Aerovale Aviação Agrícola Vale do
- 19 - Astral Aviação Agrícola Ltda
- 20 - Aviação Agrícola Boa Esperança
- 21 - Aviação Agrícola Santa Paula Ltda
- 22 - Aviação Agrícola Santa Terezinha
- 23 - Banalves Aviação Agrícola Ltda
- 24 - Bolzaer Aviação Agrícola Ltda.
- 25 - Brasag Brasil Serviços Aeroagricolas
- 26 - Brisa Aviação Agrícola Ltda
- 27 - Capivari Aviação Agrícola Ltda
- 28 - Cassarotti Agro Aérea Ltda
- 29 - Ceal Aviação Agrícola Ltda
- 30 - Centeno Aviação Agrícola Ltda
- 31 - Cristal Aviação Agrícola Ltda
- 32 - Comis Aviação Agrícola Ltda
- 33 - Do Sul Aviação Agrícola Ltda
- 34 - Dilopes Aviação Agrícola Ltda
- 35 - F.S. Aviação Agrícola Ltda
- 36 - Fercris Aviação Agrícola Ltda.
- 37 - Flora Aviação Agrícola Ltda
- 38 - Fronteira Sul Aeroagricola Ltda
- 39 - Garça Aviação Agrícola Ltda
- 40 - Grifo Aviação Agrícola Ltda
- 41 - Ibicuí Aviação Agrícola Ltda
- 42 - Imbaá Aviação Agrícola Ltda
- 43 - Itapororó Aviação Agrícola Ltda
- 44 - JDC Aviação Agrícola Ltda
- 45 - Jrr Aviação Agrícola Ltda
- 46 - Jaíba de Aviação Agrícola Ltda
- 47 - K.L. Aviação Agrícola Ltda
- 48 - LAAG Aviação Agrícola Ltda
- 49 - L.S. Serviços Aero Agrícolas Ltda
- 50 - Mercaer Aviação Agrícola Ltda
- 51 - Mirim Aviação Agrícola Ltda
- 52 - Mostardas Aviação Agrícola Ltda
- 53 - Nevoeiro Aviação Agrícola Ltda
- 54 - Nitz Aviação Agrícola Ltda
- 55 - Nova Era Aviação Agrícola Ltda
- 56 - Novo Rumo Aero Agrícola Ltda
- 57 - Pampeana Aero Agrícola Ltda

- 58 - Pelicano Aviação Agrícola Ltda
- 59 - Peragri Perri Aviação Agrícola Ltda
- 60 - Pulvesul Aviação Agrícola Ltda
- 61 - Plá e Silva Aviação Agrícola Ltda
- 62 - Quatroas Aero Agrícola Ariel Alfeu Ltda
- 63 - Reis e Passamani Com. e Av. Agrícola
- 64 - Rural Aviação Agrícola Ltda
- 65 - Santa Vitória Aviação Agrícola Ltda
- 66 - São Bento Aviação Agrícola Ltda.
- 67 - Sepal Serviços Esp. De Pulv. Aéreas
- 68 - Serviços Aéreos de Proteção Agrícola
- 69 - Seragri Serv. Aero Agrícolas Ltda
- 70 - Sucesso Aero Agrícola Ltda
- 71 - Taguato Aviação Agrícola Ltda
- 72 - Taim Aero Agrícola Ltda
- 73 - Terceiro Milênio Aviação Agrícola Ltda
- 74 - Terra Aviação Agrícola Ltda
- 75 - Tomé Aviação Agrícola Ltda
- 76 - Viagro Vidotti Agro Aérea Ltda
- 77 - Voaar Aviação Agrícola Ltda

Região 6

- 1 - Aero Agrícola Araguaia Ltda.
- 2 - Aero Agrícola Boa Safra Ltda
- 3 - Aero Agrícola Cambará Ltda
- 4 - Aero Agrícola Cristalina Ltda
- 5 - Aero Agrícola Giruaense Ltda
- 6 - Aero Agrícola Rio Verde Ltda
- 7 - Aero Agrícola Santa Maria Ltda
- 8 - Aero Agrícola Sapezal Ltda
- 9 - Aerolider Aviação Agrícola Ltda
- 10 - Aero Sol Aviação Agrícola Ltda
- 11 - Aerosafra Aviação Agrícola Ltda
- 12 - Aerotex Aviação Agrícola Ltda
- 13 - Aeroverde Aviação Agrícola Ltda
- 14 - Agsafra Aviação Agrícola Ltda
- 15 - Agrifor Aviação Agrícola Formehl Ltda
- 16 - Agrisul Aviação Agrícola Ltda
- 17 - Agro Aérea Dois Irmãos Ltda
- 18 - Agroer Aviação Agrícola Ltda
- 19 - Agroleal Aviação Agrícola Ltda
- 20 - Aliança Aviação Agrícola Ltda.
- 21 - Americasul Aero Agrícola Ltda

- 22 - Aplic Aviação Agrícola Ltda
- 23 - Centroar Agro Aérea Ltda
- 24 - Cosmos Aviação Agrícola Ltda
- 25 - Chico Aviação Agrícola Ltda
- 26 - Dimensão Aviação Agrícola Ltda
- 27 - Dondé Aviação Agrícola Ltda
- 28 - Eficaz Aviação Agrícola Ltda
- 29 - Empresa Nacional de Aviação Agrícola
- 30 - Ferax Aviação Agrícola Ltda
- 31 - Flórida Aviação Agrícola Ltda
- 32 - Foliar Aviação Agrícola Ltda
- 33 - Garra Aviação Agrícola Ltda
- 34 - Horizonte Aviação Agrícola Ltda
- 35 - Internacional Aviação Agrícola Ltda
- 36 - Jataí Aero Agrícola Ltda
- 37 - Luckmann Aero Agrícola Ltda
- 38 - MRP Aviação Agrícola Ltda
- 39 - Michels Aviação Agrícola Ltda
- 40 - Mineiros Aviação Agrícola Ltda
- 41 - Nadiana Aviação Agrícola Ltda
- 42 - Nasa Aviação Agrícola Ltda
- 43 - Precisão Aero Agrícola Ltda
- 44 - Radar Agro Aérea Ltda
- 45 - Rondon Aviação Agrícola Ltda
- 46 - Safra Aviação Agrícola Ltda
- 47 - Ságua Aviação Agrícola Ltda
- 48 - Santa Luzia Aviação Agrícola Ltda
- 49 - Satélite Aviação Agrícola Ltda
- 50 - Savana Aero Agrícola Ltda
- 51 - Seriema Aviação Agrícola Ltda
- 52 - Serrana Aviação Agrícola Ltda
- 53 - Solag Sol & Lua Aviação Agrícola Ltda
- 54 - Spessatto Aviação Agrícola Ltda
- 55 - Talismã Aero Agrícola Ltda
- 56 - Tenoar Aviação Agrícola Ltda
- 57 - Teruel Aviação Agrícola Ltda
- 58 - Tucano Aviação Agrícola Ltda
- 59 - Uniagro Aviação Agrícola Ltda

Região 7

- 1 - Aviação Agrícola Gaivota Ltda
- 2 - Norteagro - Norte Aero Agrícola Ltda

- **Aerolevantamento**

Região 2

1 - Cadic Brasil Aerolevantamento Ltda

Região 3

- 1 - Flyone Serv. Aéreo Esp. Com. E Serv.
- 2 - Hipparkhos Geotecnologia, Sistemas
- 3 - Lasa - Engenharia e Prospecções S/A
- 4 - Microsurvey Aerogeofísica e Consultoria
- 5 - Prospectors Aerol. E Sistemas Ltda
- 6 - Rio Seguro Ser. Aéreo Esp. Ltda

Região 4

- 1 - Base Aerofotogrametria e Projetos S/
- 2 - Engemap - Engenharia, Mapeamento
- 3 - Multispectral - Sistemas e Serv. Ltda

Região 5

- 1 - Aeroimagem Aerofotogrametria S/A
- 2 - Aeromapa S/A Cart., Inf. E Projetos
- 3 - AEROSAT - Arquitetura, Engenharia e
- 4 - Engefoto - Eng. e Aerolevant. S/A
- 5 - Esteio Engenharia e Aerolevant. S/A
- 6 - Everfly Serv. Aéreos Esp, Ltda
- 7 - Fiducial Engenharia e Aerolevantamentos

Região 6

- 1 - Topocart Topografia Eng. E Aerol. Ltda

- **Aeropublicidade**

Região 2

- 1 - Aeromarketing Propaganda Aérea Ltda
- 2 - Helisae Serviços Aéreos Especializados

Região 3

- 1 - Fly Propaganda Aérea Ltda

Região 4

- 1 - Visual Propaganda Aérea Ltda.

Região 5

- 1 - Air Mídia Publicidade Aérea Ltda.
- 2 - Medsul Táxi Aéreo Ltda

- **Aerocinematografia.**

- 1 - Cop Serv. Aeroc. Ltda
- 2 - Helicóptero Digital Serviços Aéreos
- 3 - Helisul Táxi Aéreo Ltda
- 4 - Medsul Táxi Aéreo Ltda
- 5 - RQ Serviços Aéreos Especializados
- 6 - Sikorski Serv. De Aerocinematografia

- **Aeroinspeção**

- 1 - Helisul Táxi Aéreo Ltda
- 2 - Icarai Turismo Táxi Aéreo Ltda
- 3 - Medsul Táxi Aéreo Ltda

- **Combate a Incêndio**

- 1 - Helisul Táxi Aéreo Ltda

- **Aerofotografia**

- 1 - Helisul Táxi Aéreo Ltda
- 2 - Medsul Táxi Aéreo Ltda
- 3 - Viaer Aeronaves e Aviônicos Ltda
- 4 - Aerogeo Aerofotografia, Geoprocessamento

- **Aeroreportagem**

- 1 - Helisul Táxi Aéreo Ltda
- 2 - Medsul Táxi Aéreo Ltda

A estimação empírica utilizará análise cross-section de variáveis de diferentes anos e de diferentes empresas. A estimação empírica pode ainda segmentar a análise por tipo de empresas.

PARTE III – OS RESULTADOS

Os resultados da análise discriminantes foram os seguintes :

Brasil: Empresas de Transporte Aéreo Regular, 2002 - 2007

1 - 2002

Função discriminante:

$$Z = -5,634 + 1,186 X1 + 0,056 X2 + 3,310 X3 + 0,953 X4 - 0,561 X5$$

Analysis Case Processing Summary

Unweighted Cases		N	Percent
Valid		16	100,0
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0	0,0
	At least one missing discriminating variable	0	0,0
	Both missing or out-of-range group codes and at least one missing discriminating variable	0	0,0
	Total	0	0,0
Total		16	100,0

Group Statistics

Dummy PL 1 se positivo		Valid N (listwise)	
		Unweighted	Weighted
1,00	Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	8	8,000
	Cobertura financeira %	8	8,000
	Índice de imobilização	8	8,000
	Índice de garantia de capital de terceiros	8	8,000
	Lucro ou prejuízo sobre ativo total	8	8,000
2,00	Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	8	8,000
	Cobertura financeira %	8	8,000
	Índice de imobilização	8	8,000
	Índice de garantia de capital de terceiros	8	8,000
	Lucro ou prejuízo sobre ativo total	8	8,000
Total	Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	16	16,000
	Cobertura financeira %	16	16,000
	Índice de imobilização	16	16,000
	Índice de garantia de capital de terceiros	16	16,000
	Lucro ou prejuízo sobre ativo total	16	16,000

Tests of Equality of Group Means

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	,663	7,117	1	14	0,018
Cobertura financeira %	,787	3,782	1	14	0,072
Índice de imobilização	,801	3,483	1	14	0,083
Índice de garantia de capital de terceiros	,553	11,334	1	14	0,005
Lucro ou prejuízo sobre ativo total	,727	5,256	1	14	0,038

Box's Test of Equality of Covariance Matrices Log Determinants

Dummy PL 1 se positivo	Rank	Log Determinant
1,00	5	-12,772
2,00	5	-10,649
Pooled within-groups	5	-6,309

The ranks and natural logarithms of determinants printed are those of the group covariance matrices.

Test Results

Box's M		75,626
F :	Approx.	3,025
	df1	15
	df2	789,158
	Sig.	,000

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Summary of Canonical Discriminant Functions Eigenvalues

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	1,535(a)	100,0	100,0	0,778

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

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	0,395	10,697	5	0,058

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function 1
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	0,617
Cobertura financeira %	0,703
Índice de imobilização	0,639
Índice de garantia de capital de terceiros	0,289
Lucro ou prejuízo sobre ativo total	-0,237

Structure Matrix

	Function 1
Índice de garantia de capital de terceiros	0,726
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	0,576
Lucro ou prejuízo sobre ativo total	0,495
Cobertura financeira %	0,420
Índice de imobilização	0,403

Pooled within-groups correlations between discriminating variables and standardized canonical discriminant functions. Variables ordered by absolute size of correlation within function.

Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function 1
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	1,186
Cobertura financeira %	0,056
Índice de imobilização	3,380
Índice de garantia de capital de terceiros	0,953
Lucro ou prejuízo sobre ativo total	-0,561
Constant	-5,634

Unstandardized coefficients

Functions at Group Centroids

Dummy PL 1 se positivo	Function 1
1,00	1,159
2,00	-1,159

Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means.

Classification Statistics
Classification Processing Summary

Processed		16
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0
	At least one missing discriminating variable	0
Used in Output		16

Prior Probabilities for Groups

Dummy PL 1 se positivo	Prior	Cases Used in Analysis	
	Unweighted	Weighted	Unweighted
1,00	,500	8	8,000
2,00	,500	8	8,000
Total	1,000	16	16,000

Classification Function Coefficients

	Dummy PL 1 se positivo	
	1,00	2,00
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	12,608	9,860
Cobertura financeira %	1,087	,957
Índice de imobilização	35,182	27,347
Índice de garantia de capital de terceiros	-19,567	-21,775
Lucro ou prejuízo sobre ativo total	-5,085	-3,783
Constant	-57,325	-44,267

Fisher's linear discriminant functions

Casewise Statistics

Case Number	Actual Group	Highest Group						Second Highest Group			Discriminant Scores Function 1
		Predicted Group	P(D>d G=g)		P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid		
			p	df							
Original 1	1	1	,065	1	,999	3,404	2	,001	17,328	3,004	
2	2	2	,528	1	,773	,398	1	,227	2,847	-,528	
3	1	1	,799	1	,890	,065	2	,110	4,256	,904	
4	1	1	,992	1	,938	,000	2	,062	5,420	1,169	
5	2	2	,358	1	,992	,845	1	,008	10,477	-2,078	
6	2	2	,249	1	,504	1,327	1	,496	1,359	-,007	
7	2	2	,492	1	,986	,472	1	,014	9,030	-1,846	
8	2	2	,372	1	,991	,798	1	,009	10,310	-2,052	
9	1	1	,386	1	,991	,751	2	,009	10,141	2,026	
10	2	2	,475	1	,737	,510	1	,263	2,571	-,444	
11	1	1	,806	1	,963	,060	2	,037	6,570	1,404	
12	2	2	,345	1	,622	,890	1	,378	1,889	-,215	
13	1	2**	,581	1	,803	,305	1	,197	3,118	-,607	
14	1	1	,554	1	,788	,350	2	,212	2,980	,567	
15	2	2	,347	1	,992	,885	1	,008	10,618	-2,100	
16	1	1	,722	1	,866	,126	2	,134	3,850	,803	

** Misclassified case

Classification Results(a)

		Dummy PL 1 se positivo	Predicted Group Membership		Total
			1,00	2,00	1,00
Original	Count	1,00	7	1	8
		2,00	0	8	8
	%	1,00	87,5	12,5	100,0
		2,00	,0	100,0	100,0

a 93,8% of original grouped cases correctly classified.

EMPRESAS

#	EMPRESA	PL
1	ABAETÉ	1,00
2	ABSA	2,00
3	GOL	1,00
4	META	1,00
5	NORDESTE	2,00
6	PANTANAL	2,00
7	PENTA	2,00
8	PUMA	2,00
9	RICO	1,00
10	RIO SUL	2,00
11	TAM	1,00
12	TAVAJ	2,00
13	TOTAL*	1,00
14	TRIP	1,00
15	VARIG	2,00
16	VASP	1,00

* Classificada equivocadamente

2 - 2003

Função discriminante:

$$Z = -4,934 + 0,276X1 + 0,044X2 + 4,168X3 + 0,991X4 + 0,795X5$$

Tests of Equality of Group Means

Na análise de variância abaixo, quanto maior o valor do Lâmda de Wilks mais importante é a variável independente para a função discriminante. A estatística F testa a significância do Lâmda de Wilks e o grau de significância é apresentado na última coluna. O índice de garantia de capital de terceiros, embora com o maior valor para o Lâmda Wilks, não é significativo.

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	0,475	15,494	1	14	0,001
Cobertura financeira %	0,588	9,796	1	14	0,007
Índice de imobilização	0,845	2,567	1	14	0,131
Índice de garantia de capital de terceiros	0,958	0,609	1	14	0,448
Lucro ou prejuízo sobre ativo total	0,558	11,098	1	14	0,005

Box's Test of Equality of Covariance Matrices

Quanto maior o logaritmo discriminante na tabela abaixo, maior será a diferença das matrizes de covariâncias entre os grupos. A coluna Rank indica o número de variáveis independentes usadas para proceder a discriminação entre os dois grupos de empresas. A tabela com os resultados do teste M de Box é apresentada a seguir e indica que há uma diferença, estatisticamente significativa a 0,5% entre os dois grupos (PL.0 e PL<0).

Log Determinants

Dummy PL 1 se positivo	Rank	Log Determinant
1,00	5	-10,528
2,00	5	-1,767
Pooled within-groups	5	-2,699

The ranks and natural logarithms of determinants printed are those of the group covariance matrices.

Test Results

Box's M	57,041
F	2,228
Approx.	
df1	15
df2	668,302
Sig.	0,005

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Summary of Canonical Discriminant Functions

A tabela abaixo apresenta o autovalor que indica o grau de explicação da variância da variável dependente (PL) pela função discriminante. Quanto maior o autovalor, maior é o grau de explicação da função. As duas colunas seguintes nos fornecem o percentual da variância da variável dependente explicada pela função discriminante. Como a variável discriminante só pode assumir dois valores (1 se $PL > 0$ e 2 se $PL < 0$), só há uma função discriminante, e por isso, 100% do que pode ser explicado é por essa função. O quadrado da correlação canônica (73,96%) nos fornece o percentual da variância da variável dependente (usada para discriminar os dois grupos) explicada pelas variáveis independentes na análise discriminante.

Eigenvalues

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	2,834(a)	100,0	100,0	0,860

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

O Lâmbda de Wilks é usado agora para testar a significância do autovalor da função discriminante, indicando que o autovalor é estatisticamente significativo a um grau de significância de 0,9%.

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	0,261	15,454	5	0,009

Os coeficientes padronizados da função discriminante têm a mesma função que os coeficientes beta na análise de regressão múltipla: eles indicam a importância relativa de cada variável independente na previsão da variável dependente (PL).

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	0,177
Cobertura financeira %	0,703
Índice de imobilização	1,144
Índice de garantia de capital de terceiros	0,808
Lucro ou prejuízo sobre ativo total	0,281

A matriz estrutura abaixo indica a correlação de cada variável independente com a função discriminante em questão. Quanto maior a correlação em valor absoluto, mais importante é a variável no processo de discriminação. Essas correlações funcionam como os fatores de carregamento na análise fatorial e ajudam a identificar as variáveis mais adequadas à análise em questão.

Structure Matrix

	Function
	1
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	0,625
Lucro ou prejuízo sobre ativo total	0,529
Cobertura financeira %	0,497
Índice de imobilização	0,254
Índice de garantia de capital de terceiros	0,124

Pooled within-groups correlations between discriminating variables and standardized canonical discriminant functions. Variables ordered by absolute size of correlation within function.

Os coeficientes da função canônica de discriminação são os coeficientes usados para prever os valores da variável dependente e dessa forma classificar a empresa no grupo correspondente, conforme discutido mais adiante.

Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	0,276
Cobertura financeira %	0,044
Índice de imobilização	4,168
Índice de garantia de capital de terceiros	0,991
Lucro ou prejuízo sobre ativo total	0,795
Constant	-4,934

Unstandardized coefficients

Para classificar as empresas é necessário definir um marco divisório. Com as funções de classificação de Fisher, apresentadas três tabelas abaixo, podem-se calcular seus valores para as médias das variáveis independentes. Aos valores das funções discriminantes assim obtidos dá-se o nome de centróides, como apresentados na tabela imediatamente abaixo. Quando o número de casos (empresas) pertencente a cada grupo for o mesmo, o marco divisório é dado pela média dos dois centróides. Neste caso, usamos uma média ponderada pela incidência do número de empresas em cada grupo como especificado duas tabelas abaixo (Prior Probabilities for Groups). Deste modo, o marco divisório é **zero**.

Assim, empresas com $Z > 0$ foram classificadas como *saudáveis* e empresas com $Z < 0$ foram classificadas como *falimentares*. Embora se obtenha duas funções discriminantes de Fisher, a classificação das empresas é feita com a função canônica de discriminação apresentada na tabela imediatamente acima.

Functions at Group Centroids

Dummy PL 1 se positivo	Function
	1
1,00	1,389
2,00	-1,785

Unstandardized canonical discriminant functions
evaluated at group means

Classification Statistics Classification Processing Summary

Processed		20
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0
	At least one missing discriminating variable	4
Used in Output		16

Prior Probabilities for Groups

Dummy PL 1 se positivo	Prior	Cases Used in Analysis	
		Unweighted	Weighted
1,00	0,563	9	9,000
2,00	0,438	7	7,000
Total	1,000	16	16,000

Classification Function Coefficients

	Dummy PL 1 se positivo	
	1,00	2,00
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	-4,227	-5,105
Cobertura financeira %	0,554	0,414
Índice de imobilização	36,012	22,781
Índice de garantia de capital de terceiros	7,872	4,725
Lucro ou prejuízo sobre ativo total	1,632	-0,891
Constant	-37,371	-22,591

Fisher's linear discriminant functions

Classificação caso a caso

Casewise Statistics

Case Number	Actual Group	Highest Group						Second Highest Group			Discriminant Scores
		Predicted Group	P(D>d G=g)		P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
			p	df							
Original 1	1	1	,160	1	1,000	1,974	2	,000	20,967	2,794	
4	1	1	,724	1	,998	,125	2	,002	12,443	1,742	
6	2	2	,560	1	,999	,340	1	,001	14,119	-2,369	
7	2	2	,562	1	,999	,337	1	,001	14,096	-2,366	
8	1	1	,730	1	,985	,119	2	,015	8,003	1,043	
9	2	2	,512	1	,937	,429	1	,063	6,345	-1,130	
10	2	2	,456	1	,999	,557	1	,001	15,368	-2,531	
11	1	1	,259	1	1,000	1,274	2	,000	18,515	2,517	
12	2	2	,794	1	,996	,068	1	,004	11,802	-2,047	
14	1	1	,769	1	,998	,086	2	,002	12,025	1,682	
15	2	1**	,129	1	,615	2,307	2	,385	2,740	-,130	
16	1	1	,254	1	,842	1,300	2	,158	4,137	,249	
17	1	1	,633	1	,999	,227	2	,001	13,330	1,866	
18	2	2	,889	1	,995	,020	1	,005	10,981	-1,925	
19	1	2**	,281	1	,797	1,160	1	,203	4,398	-,708	
20	1	1	,940	1	,994	,006	2	,006	9,606	1,314	

** . Misclassified case

A tabela acima nos fornece a classificação das empresas para as quais tínhamos todas as informações. Apenas duas empresas foram classificadas erradamente: TAVAJ e VARIGLOG e a tabela imediatamente abaixo resume os resultados da classificação indicando que 87,5% dos casos foram classificados corretamente.

Classification Results(a)

		Dummy PL 1 se positivo	Predicted Group Membership	Total	
			1,00	2,00	1,00
Original	Count	1,00	8	1	9
		2,00	1	6	7
	%	1,00	88,9	11,1	100,0
		2,00	14,3	85,7	100,0

a 87,5% of original grouped cases correctly classified.

#	EMPRESAS	PL
1	ABAETÉ	1,00
2	ABSA (excluída)	.
3	BRASMEX (excluída)	.
4	GOL	1,00
5	META (excluída)	.
6	NORDESTE	2,00
7	OCEANAIR	2,00

8	PANTANAL	1,00
9	PENTA	2,00
10	PUMA	2,00
11	RICO	1,00
12	RIO SUL	2,00
13	SKYMASTER (excluída)	.
14	TAM	1,00
15	TAVAJ	2,00
16	TOTAL	1,00
17	TRIP	1,00
18	VARIG	2,00
19	VARIG LOG	1,00
20	VASP	1,00

3 - 2004

Função Discriminante:

$$Z = 1,579 + 0,011 X1 - 0,018 X2 + 2,202 X3 + 3,032 X4 + 0,723 X5$$

Analysis Case Processing Summary

Unweighted Cases		N	Percent
Valid		15	62,5
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0	,0
	At least one missing discriminating variable	0	,0
	Both missing or out-of-range group codes and at least one missing discriminating variable	9	37,5
	Total	9	37,5
Total		24	100,0

Group Statistics

Dummy PL 1 se positivo 2 se negativo		Valid N (listwise)	
		Unweighted	Weighted
1,00	Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	8	8,000
	Cobertura financeira %	8	8,000
	Índice de imobilização	8	8,000
	Índice de garantia de capital de terceiros	8	8,000
	Lucro ou prejuízo do exercício sobre ativo total	8	8,000

2,00	Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	7	7,000
	Cobertura financeira %	7	7,000
	Índice de imobilização	7	7,000
	Índice de garantia de capital de terceiros	7	7,000
	Lucro ou prejuízo do exercício sobre ativo total	7	7,000
Total	Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	15	15,000
	Cobertura financeira %	15	15,000
	Índice de imobilização	15	15,000
	Índice de garantia de capital de terceiros	15	15,000
	Lucro ou prejuízo do exercício sobre ativo total	15	15,000

Tests of Equality of Group Means

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	0,720	5,052	1	13	0,043
Cobertura financeira %	0,895	1,524	1	13	0,239
Índice de imobilização	0,908	1,317	1	13	0,272
Índice de garantia de capital de terceiros	0,429	17,283	1	13	0,001
Lucro ou prejuízo do exercício sobre ativo total	0,884	1,703	1	13	0,215

Box's Test of Equality of Covariance Matrices Log Determinants

Dummy PL 1 se positivo 2 se negativo	Rank	Log Determinant
1,00	5	-9,705
2,00	5	-2,253
Pooled within-groups	5	-0,323

The ranks and natural logarithms of determinants printed are those of the group covariance matrices.

Test Results

Box's M		77,258
F	Approx.	2,901
	df1	15
	df2	647,328
	Sig.	,000

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Summary of Canonical Discriminant Functions Eigenvalues

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	1,955(a)	100,0	100,0	,813

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

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	0,338	11,377	5	0,044

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function 1
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	,025
Cobertura financeira %	-,322
Índice de imobilização	,508
Índice de garantia de capital de terceiros	1,029
Lucro ou prejuízo do exercício sobre ativo total	,399

Structure Matrix

	Function 1
Índice de garantia de capital de terceiros	,825
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	,446
Lucro ou prejuízo do exercício sobre ativo total	,259
Cobertura financeira %	,245
Índice de imobilização	,228

Pooled within-groups correlations between discriminating variables and standardized canonical discriminant functions. Variables ordered by absolute size of correlation within function.

Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function 1
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	0,011
Cobertura financeira %	-0,018
Índice de imobilização	2,202
Índice de garantia de capital de terceiros	3,032
Lucro ou prejuízo do exercício sobre ativo total	0,723
(Constant)	1,579

Unstandardized coefficients

Functions at Group Centroids

Dummy PL 1 se positivo 2 se negativo	Function 1
1,00	1,218
2,00	-1,392

Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means

Classification Statistics Classification Processing Summary

Processed		24
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0
	At least one missing discriminating variable	9
Used in Output		15

Prior Probabilities for Groups

Dummy PL 1 se positivo 2 se negativo	Prior		Cases Used in Analysis	
	Unweighted	Weighted	Unweighted	Weighted
1,00	0,533	8	8,000	
2,00	0,467	7	7,000	
Total	1,000	15	15,000	

Classification Function Coefficients

	Dummy PL 1 se positivo 2 se negativo	
	1,00	2,00
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	-1,628	-1,658
Cobertura financeira %	,682	,730
Índice de imobilização	16,026	10,279
Índice de garantia de capital de terceiros	-4,967	-12,879
Lucro ou prejuízo do exercício sobre ativo total	-8,061	-9,947
Constant	-37,190	-41,671

Fisher's linear discriminant functions

Casewise Statistics

Original	Case Number	Actual Group	Highest Group					Second Highest Group			Discriminant Scores
			Predicted Group	P(D>d G=g)		P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1
				p	df						
	1	1	1	,105	1	1,000	2,629	2	,000	17,897	2,839
	2	2	2	,336	1	,682	,924	1	,318	2,716	-,430
	4	1	1	,852	1	,955	,035	2	,045	5,868	1,031
	7	2	2	,338	1	,997	,919	1	,003	12,729	-2,350
	8	2	2	,177	1	,999	1,824	1	,001	15,679	-2,742
	9	1	1	,822	1	,950	,051	2	,050	5,685	,993
	10	1	1	,351	1	,997	,870	2	,003	12,546	2,150
	14	1	1	,907	1	,979	,014	2	,021	7,430	1,334
	15	2	2	,893	1	,974	,018	1	,026	7,528	-1,526
	16	1	1	,431	1	,815	,621	2	,185	3,316	,430
	18	1	1	,586	1	,892	,297	2	,108	4,261	,673
	20	1	1	,354	1	,754	,858	2	,246	2,833	,292
	21	2	2	,347	1	,693	,885	1	,307	2,784	-,451
	22	2	2	,350	1	,997	,875	1	,003	12,563	-2,327
	23	2	1**	,258	1	,642	1,281	2	,358	2,182	,086

** Misclassified case

Classification Results(a)

Dummy PL 1 se positivo 2 se negativo			Predicted Group Membership		Total
			1,00	2,00	
Original	Count	1,00	8	0	8
		2,00	1	6	7
	%	1,00	100,0	,0	100,0
		2,00	14,3	85,7	100,0

a 93,3% of original grouped cases correctly classified.

#	EMPRESAS	PL
1	ABAETÉ	1,00
2	ABSA	2,00
3	ATA (excluída)	.
4	GOL	1,00
5	MEGA (excluída)	.
6	META (excluída)	.
7	NORDESTE	2,00
8	OCEANAIR	2,00
9	PANTANAL	1,00
10	PASSAREDO	1,00
11	PENTA (excluída)	.
12	PROMODAL (excluída)	.
13	PUMA (excluída)	.
14	RICO	1,00
15	RIO SUL	2,00
16	SKYMASTER	1,00
17	TAF (excluída)	.
18	TAM	1,00
19	TAVAJ (excluída)	.
20	TOTAL	1,00
21	TRIP	2,00
22	VARIG	2,00
23	VARIG LOG*	2,00
24	VASP (excluída)	.

*Classificada equivocadamente

4 - 2005

Função Discriminante:

$$Z = 1,876 + 1,540 X1 - 0,005 X2 - 2,175 X3 + 2,639 X4 - 3,425 X5$$

Analysis Case Processing Summary

Unweighted Cases	N	Percent
Valid	14	77,8
Excluded		
Missing or out-of-range group codes	0	,0
At least one missing discriminating variable	4	22,2
Both missing or out-of-range group codes and at least one missing discriminating variable	0	,0
Total	4	22,2
Total	18	100,0

Group Statistics

Dummy PL 1 se positivo 2 se negativo		Mean	Std. Deviation	Valid N (listwise)	
		Unweighted	Weighted	Unweighted	Weighted
1,00	Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	-0,2243	0,48573	8	8,000
	Cobertura financeira %	96,1250	14,45621	8	8,000
	Índice de imobilização	0,3088	0,31841	8	8,000
	Índice de garantia de capital de terceiros	0,4175	0,57733	8	8,000
	Lucro ou prejuízo do exercício sobre ativo total	0,0039	0,10698	8	8,000
2,00	Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	-2,4402	2,21222	6	6,000
	Cobertura financeira %	87,6667	12,59630	6	6,000
	Índice de imobilização	0,2067	0,18184	6	6,000
	Índice de garantia de capital de terceiros	-,4900	0,31215	6	6,000
	Lucro ou prejuízo do exercício sobre ativo total	-0,6259	0,97397	6	6,000
Total	Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	-1,1740	1,81777	14	14,000
	Cobertura financeira %	92,5000	13,87166	14	14,000
	Índice de imobilização	0,2650	0,26468	14	14,000
	Índice de garantia de capital de terceiros	0,0286	0,65890	14	14,000
	Lucro ou prejuízo do exercício sobre ativo total	-,2660	0,68966	14	14,000

Tests of Equality of Group Means

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	0,608	7,734	1	12	0,017
Cobertura financeira %	0,902	1,305	1	12	0,276
Índice de imobilização	0,961	0,490	1	12	0,497
Índice de garantia de capital de terceiros	0,500	12,014	1	12	0,005
Lucro ou prejuízo do exercício sobre ativo total	0,780	3,384	1	12	0,091

Box's Test of Equality of Covariance Matrices

Log Determinants

Dummy PL 1 se positivo 2 se negativo	Rank	Log Determinant
1,00	5	-9,923
2,00	5	-10,204
Pooled within-groups	5	-2,072

The ranks and natural logarithms of determinants printed are those of the group covariance matrices.

Test Results

Box's M		95,619
F	Approx.	3,227
	df1	15
	df2	464,102
	Sig.	0,000

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Summary of Canonical Discriminant Functions

Eigenvalues

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	3,273(a)	100,0	100,0	,875

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

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,234	13,797	5	,017

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	2,273
Cobertura financeira %	-0,071
Índice de imobilização	-0,587
Índice de garantia de capital de terceiros	1,279
Lucro ou prejuízo do exercício sobre ativo total	-2,172

Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	1,540
Cobertura financeira %	-0,005
Índice de imobilização	-2,175
Índice de garantia de capital de terceiros	2,639
Lucro ou prejuízo do exercício sobre ativo total	-3,425
(Constant)	1,876

Unstandardized coefficients

Functions at Group Centroids

Dummy PL 1 se positivo 2 se negativo	Function
	1
1,00	1,451
2,00	-1,934

Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means

Classification Statistics Classification Processing Summary

Processed		18
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0
	At least one missing discriminating variable	4
Used in Output		14

Prior Probabilities for Groups

Dummy PL 1 se positivo 2 se negativo	Prior		Cases Used in Analysis	
	Unweighted	Weighted	Unweighted	Weighted
1,00	0,571	8	8,000	
2,00	0,429	6	6,000	
Total	1,000	14	14,000	

Classification Function Coefficients

	Dummy PL 1 se positivo 2 se negativo	
	1,00	2,00
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	-1,898	-7,112
Cobertura financeira %	0,764	0,782
Índice de imobilização	10,463	17,826
Índice de garantia de capital de terceiros	-2,123	-11,054
Lucro ou prejuízo do exercício sobre ativo total	-4,513	7,081
(Constant)	-38,679	-46,135

Fisher's linear discriminant functions

Casewise Statistics

Case Number	Actual Group	Highest Group						Second Highest Group			Discriminant Scores Function 1
		Predicted Group	P(D>d G=g)		P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid		
			p	df							
Original 1	1	1	,779	1	,999	,078	2	,001	13,430	1,731	
2	1	1	,824	1	,999	,050	2	,001	13,012	1,673	
3	1	1	,182	1	,817	1,784	2	,183	4,198	,115	
4	1	1	,482	1	1,000	,494	2	,000	16,706	2,153	
5	1	1	,817	1	,999	,054	2	,001	13,078	1,682	
7	2	2	,733	1	,999	,117	1	,001	13,884	-2,276	
8	2	1**	,155	1	,768	2,027	2	,232	3,846	,027	
9	1	1	,594	1	1,000	,283	2	,000	15,343	1,983	
10	2	2	,729	1	,999	,120	1	,001	13,924	-2,281	
11	1	1	,610	1	,986	,261	2	,014	8,259	,940	
12	2	2	,872	1	,993	,026	1	,007	10,389	-1,773	
15	1	1	,902	1	,996	,015	2	,004	10,639	1,328	
16	2	2	,503	1	,960	,448	1	,040	7,374	-1,265	
17	2	2	,035	1	1,000	4,424	1	,000	30,118	-4,037	

** Misclassified case

Classification Results(a)

Dummy PL 1 se positivo 2 se negativo			Predicted Group Membership		Total
			1,00	2,00	
Original	Count	1,00	8	0	8
		2,00	1	5	6
	%	1,00	100,0	,0	100,0
		2,00	16,7	83,3	100,0

a 92,9% of original grouped cases correctly classified.

#	EMPRESA	PL
1	ABAETÉ	1,00
2	BRA	1,00
3	CRUISER	1,00
4	GOL	1,00
5	MEGA	1,00
6	NORDESTE (excluída)	2,00
7	OCEANAIR	2,00
8	PANTANAL*	2,00
9	PASSAREDO	1,00
10	PUMA	2,00
11	RICO	1,00
12	RIO SUL	2,00
13	SKYMASTER (excluída)	1,00
14	TAM (excluída)	1,00

15	TOTAL	1,00
16	TRIP	2,00
17	VARIG	2,00
18	WEBJET (excluída)	2,00

*Classificada equivocadamente

5 - 2006

Função Discriminante:

$$Z = 1,166 + 1,880 X1 - 0,008 X2 - 1,521 X3 + 2,982 X4 - 0,378 X5$$

Analysis Case Processing Summary

Unweighted Cases	N	Percent
Valid	20	74,1
Excluded		
Missing or out-of-range group codes	0	0,0
At least one missing discriminating variable	2	7,4
Both missing or out-of-range group codes and at least one missing discriminating variable	5	18,5
Total	7	25,9
Total	27	100,0

Group Statistics

Dummy PL 1 se positivo		Mean	Std. Deviation	Valid N (listwise)	
		Unweighted	Weighted	Unweighted	Weighted
1,00	Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	-0,2031	0,32688	16	16,000
	Cobertura financeira %	94,6875	28,91302	16	16,000
	Índice de imobilização	0,3131	0,30046	16	16,000
	Índice de garantia de capital de terceiros	0,3431	0,31601	16	16,000
	Lucro ou prejuízo sobre ativo total	-0,0688	0,21049	16	16,000
2,00	Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	-1,3825	1,11945	4	4,000
	Cobertura financeira %	73,2500	18,55398	4	4,000
	Índice de imobilização	0,2525	0,31031	4	4,000
	Índice de garantia de capital de terceiros	-0,1375	0,29489	4	4,000
	Lucro ou prejuízo sobre ativo total	-0,8550	0,82630	4	4,000

Total	Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	-0,4390	0,71867	20	20,000
	Cobertura financeira %	90,4000	28,13763	20	20,000
	Índice de imobilização	0,3010	0,29512	20	20,000
	Índice de garantia de capital de terceiros	0,2470	0,36259	20	20,000
	Lucro ou prejuízo sobre ativo total	-0,2260	0,49689	20	20,000

Tests of Equality of Group Means

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	0,546	14,941	1	18	0,001
Cobertura financeira %	0,902	1,950	1	18	0,180
Índice de imobilização	0,993	0,129	1	18	0,724
Índice de garantia de capital de terceiros	0,704	7,565	1	18	0,013
Lucro ou prejuízo sobre ativo total	0,578	13,125	1	18	0,002

Box's Test of Equality of Covariance Matrices

Log Determinants

Dummy PL 1 se positivo	Rank	Log Determinant
1,00	5	-5,345
2,00	.(a)	.(b)
Pooled within-groups	5	-3,070

The ranks and natural logarithms of determinants printed are those of the group covariance matrices. a Rank < 4. b Too few cases to be non-singular

Test Results(a)

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

a No test can be performed with fewer than two nonsingular group covariance matrices.

Summary of Canonical Discriminant Functions Eigenvalues

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	1,702(a)	100,0	100,0	0,794

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

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,370	15,405	5	,009

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	1,026
Cobertura financeira %	-0,214
Índice de imobilização	-0,459
Índice de garantia de capital de terceiros	0,932
Lucro ou prejuízo sobre ativo total	-0,147

Structure Matrix

	Function
	1
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	0,698
Lucro ou prejuízo sobre ativo total	0,655
Índice de garantia de capital de terceiros	0,497
Cobertura financeira %	0,252
Índice de imobilização	0,065

Pooled within-groups correlations between discriminating variables and standardized canonical discriminant functions. Variables ordered by absolute size of correlation within function.

Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	1,880
Cobertura financeira %	-0,008
Índice de imobilização	-1,521
Índice de garantia de capital de terceiros	2,982
Lucro ou prejuízo sobre ativo total	-0,378
(Constant)	1,166

Unstandardized coefficients

Functions at Group Centroids

Dummy PL 1 se positivo	Function
	1
1,00	,619
2,00	-2,475

Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means

Classification Statistics

Classification Processing Summary

Processed		27
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0
	At least one missing discriminating variable	7
Used in Output		20

Prior Probabilities for Groups

Dummy PL 1 se positivo	Prior	Cases Used in Analysis	
	Unweighted	Weighted	Unweighted
1,00	0,800	16	16,000
2,00	0,200	4	4,000
Total	1,000	20	20,000

Classification Function Coefficients

	Dummy PL 1 se positivo	
	1,00	2,00
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	1,647	-4,168
Cobertura financeira %	0,210	0,234
Índice de imobilização	8,714	13,419
Índice de garantia de capital de terceiros	0,388	-8,839
Lucro ou prejuízo sobre ativo total	-11,268	-10,100
Constant	-11,833	-19,698

Fisher's linear discriminant functions

Casewise Statistics

Case Number	Actual Group	Highest Group						Second Highest Group			Discriminant Scores Function 1
		Predicted Group	P(D>d G=g)		P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid		
			p	df							
Original 1	1	1	,497	1	1,000	,461	2	,000	14,233	1,298	
2	1	1	,654	1	,992	,201	2	,008	7,000	,171	
3	1	1	,489	1	1,000	,479	2	,000	14,332	1,311	
5	1	1	,277	1	,943	1,182	2	,057	4,028	-,468	
6	1	1	,322	1	1,000	,981	2	,000	16,681	1,609	
7	1	1	,968	1	,998	,002	2	,002	9,824	,659	
8	1	1	,799	1	,995	,065	2	,005	8,062	,364	
9	1	1	,550	1	,987	,356	2	,013	6,234	,022	
11	2	2	,089	1	1,000	2,895	1	,000	22,997	-4,177	
12	1	1	,375	1	,969	,786	2	,031	4,872	-,268	
13	1	1	,269	1	,940	1,224	2	,060	3,951	-,487	
15	1	1	,987	1	,998	,000	2	,002	9,473	,603	
17	1	1	,106	1	1,000	2,607	2	,000	22,169	2,233	
18	1	1	,779	1	,999	,079	2	,001	11,388	,899	
19	1	1	,902	1	,999	,015	2	,001	10,349	,742	
21	2	2	,318	1	,577	,997	1	,423	4,391	-1,477	
22	1	1	,849	1	,996	,036	2	,004	8,429	,428	
23	1	1	,867	1	,999	,028	2	,001	10,633	,786	
26	2	1**	,269	1	,940	1,222	2	,060	3,954	-,487	
27	2	2	,199	1	,999	1,652	1	,001	19,179	-3,761	

** Misclassified case

Classification Results(a)

		Dummy PL 1 se positivo		Predicted Group Membership		Total
		1,00	2,00	1,00	2,00	
Original	Count	1,00	2,00	16	0	16
				1	3	4
	%	1,00	2,00	100,0	,0	100,0
				25,0	75,0	100,0

a 95,0% of original grouped cases correctly classified.

#	EMPRESAS	PL
1	ABAETÉ	1,00
2	ABSA	1,00
3	AIR MINAS	1,00
4	BRA (excluída)	.
5	CRUISER	1,00
6	GOL	1,00
7	MASTER TOP	1,00
8	MEGA	1,00
9	NHT	1,00
10	NORDESTE (excluída)	.
11	OCEANAIR	2,00
12	PANTANAL	1,00
13	PASSAREDO	1,00
14	PUMA (excluída)	.
15	RICO	1,00
16	RIO SUL (excluída)	.
17	SETE	1,00
18	SKYMASTER	1,00
19	TAF	1,00
20	TAM (excluída)	1,00
21	TEAM	2,00
22	TOTAL	1,00
23	TRIP	1,00
24	VARIG (excluída)	.
25	VRG (excluída)	1,00
26	VARIG LOG*	2,00
27	WEBJET	2,00

*Classificada equivocadamente

6 - 2007

Função Discriminante:

$$Z = - 5,220 + 1,141 X1 + 0,046 X2 + 2,226X3 + 3,364 X4 - 4,303X5$$

Analysis Case Processing Summary

Unweighted Cases		N	Percent
Valid		21	91,3
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0	0,0
	At least one missing discriminating variable	1	4,3
	Both missing or out-of-range group codes and at least one missing discriminating variable	1	4,3
	Total	2	8,7
Total		23	100,0

Group Statistics

Dummy PL 1 se positivo, 2 se negativo		Valid N (listwise)	
		Unweighted	Weighted
1,00	Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	17	17,000
	Cobertura financeira %	17	17,000
	Índice de imobilização	17	17,000
	Índice de garantia de capital de terceiros	17	17,000
	Lucro ou prejuízo no exercício sobre ativo total	17	17,000
2,00	Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	4	4,000
	Cobertura financeira %	4	4,000
	Índice de imobilização	4	4,000
	Índice de garantia de capital de terceiros	4	4,000
	Lucro ou prejuízo no exercício sobre ativo total	4	4,000
Total	Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	21	21,000
	Cobertura financeira %	21	21,000
	Índice de imobilização	21	21,000
	Índice de garantia de capital de terceiros	21	21,000
	Lucro ou prejuízo no exercício sobre ativo total	21	21,000

Tests of Equality of Group Means

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	,737	6,785	1	19	,017
Cobertura financeira %	,827	3,986	1	19	,060
Índice de imobilização	,948	1,044	1	19	,320
Índice de garantia de capital de terceiros	,443	23,869	1	19	,000
Lucro ou prejuízo no exercício sobre ativo total	,948	1,048	1	19	,319

Box's Test of Equality of Covariance Matrices Log Determinants

Dummy PL 1 se positivo, 2 se negativo	Rank	Log Determinant
1,00	5	-5,804
2,00	.(a)	.(b)
Pooled within-groups	5	-4,726

The ranks and natural logarithms of determinants printed are those of the group covariance matrices. a Rank < 4. b Too few cases to be non-singular

Test Results(a)

- Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.
a No test can be performed with fewer than two nonsingular group covariance matrices.

Summary of Canonical Discriminant Functions Eigenvalues

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	2,552(a)	100,0	100,0	,848

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

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	0,282	20,913	5	0,001

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	0,812
Cobertura financeira %	0,854
Índice de imobilização	0,537
Índice de garantia de capital de terceiros	0,774
Lucro ou prejuízo no exercício sobre ativo total	-1,160

Structure Matrix

	Function
	1
Índice de garantia de capital de terceiros	0,702
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	0,374
Cobertura financeira %	0,287
Lucro ou prejuízo no exercício sobre ativo total	0,147
Índice de imobilização	0,147

Pooled within-groups correlations between discriminating variables and standardized canonical discriminant functions

Variables ordered by absolute size of correlation within function.

Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	1,141
Cobertura financeira %	,046
Índice de imobilização	2,226
Índice de garantia de capital de terceiros	3,364
Lucro ou prejuízo no exercício sobre ativo total	-4,303
Constant	-5,220

Unstandardized coefficients

Functions at Group Centroids

Dummy PL 1 se positivo, 2 se negativo	Function
	1
1,00	,737
2,00	-3,132

Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means

Classification Statistics
Classification Processing Summary

Processed		23
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0
	At least one missing discriminating variable	2
Used in Output		21

Prior Probabilities for Groups

Dummy PL 1 se positivo, 2 se negativo	Prior		Cases Used in Analysis	
	Unweighted	Weighted	Unweighted	Weighted
1,00	0,810	17	17,000	17,000
2,00	0,190	4	4,000	4,000
Total	1,000	21	21,000	21,000

Classification Function Coefficients

	Dummy PL 1 se positivo, 2 se negativo	
	1,00	2,00
Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total	6,722	2,306
Cobertura financeira %	0,620	0,440
Índice de imobilização	21,734	13,120
Índice de garantia de capital de terceiros	10,761	-2,255
Lucro ou prejuízo no exercício sobre ativo total	-40,808	-24,156
(Constant)	-34,769	-20,650

Fisher's linear discriminant functions

Casewise Statistics

Case Number	Actual Group	Highest Group						Second Highest Group			Discriminant Scores Function 1
		Predicted Group	P(D>d G=g)		P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid		
			p	df							
Original 1	1	1	,303	1	,993	1,062	2	,007	8,059	-,294	
2	1	1	,257	1	,989	1,287	2	,011	7,481	-,397	
3	1	1	,490	1	,998	,476	2	,002	10,107	,047	
4	1	1	,260	1	,990	1,268	2	,010	7,527	-,389	
5	1	1	,644	1	1,000	,213	2	,000	18,760	1,199	
6	1	1	,490	1	,998	,476	2	,002	10,111	,047	
7	1	1	,738	1	1,000	,112	2	,000	12,492	,402	
8	1	1	,753	1	1,000	,099	2	,000	17,510	1,052	
9	1	1	,496	1	,998	,464	2	,002	10,165	,056	
10	1	1	,686	1	,999	,164	2	,001	12,005	,332	
11	1	1	,352	1	1,000	,866	2	,000	23,039	1,667	
12	2	2	,103	1	1,000	2,653	1	,000	30,233	-,761	
13	1	1	,825	1	1,000	,049	2	,000	16,734	,958	
14	1	1	,032	1	1,000	4,601	2	,000	36,175	2,882	
15	1	1	,287	1	1,000	1,136	2	,000	24,356	1,803	
16	1	1	,520	1	1,000	,414	2	,000	20,369	1,381	
19	1	1	,359	1	,995	,841	2	,005	8,716	-,180	
20	1	1	,220	1	1,000	1,504	2	,000	25,970	1,964	
21	2	2	,993	1	,998	,000	1	,002	14,905	-,3124	
22	2	2	,427	1	,951	,632	1	,049	9,453	-,2338	
23	2	2	,409	1	,945	,681	1	,055	9,268	-,2307	

Classification Results(a)

		Dummy PL 1 se positivo, 2 se negativo	Predicted Group Membership		Total
			1,00	2,00	1,00
Original	Count	1,00	17	0	17
		2,00	0	4	4
	%	1,00	100,0	,0	100,0
		2,00	,0	100,0	100,0

a 100,0% of original grouped cases correctly classified.

PARTE 3 – CONCLUSOES

A exaustiva experimentação empírica indicou a análise discriminante como a metodologia mais adequada para a montagem de sistemas de previsão de insolvência das empresas aéreas brasileiras. A análise discriminante permite uma previsão direta do grupo que a empresa aérea pertence, a partir de uma amostra de empresas solventes e insolventes, ou seja, classifica as operadoras de aviação dentro de cada grupo.

A principal variável definida no modelo de previsão de insolvência é o próprio conceito de insolvência. Do ponto de vista contábil, o patrimônio líquido negativo é a medida mais utilizada como classificação. Entretanto, outras definições são possíveis, particularmente a redução das notas de uma agência de classificação de riscos ou a partir de alguma intervenção estatal. Porém, esta definição deve ser realizada em consonância com a literatura internacional já estabelecida e ser de domínio público. A escolha recaiu sobre o patrimônio líquido PL negativo. O patrimônio líquido da empresa (PL) foi usado na caracterização do estado da empresa: se $PL > 0$ a empresa é saudável; se $PL < 0$ a empresa é considerada em estado falimentar.

As co-variáveis foram selecionadas a partir, primeiramente, de indicadores clássicos de análise econômico-financeira, principalmente no que se refere à liquidez, solvência, rentabilidade, custos e estrutura do capital. Indicadores setoriais foram também testados juntamente com indicadores do nível de atividade econômica e de competição. Foram aplicados os testes estatísticos tradicionais para conferência do ajustamento dos modelos, como o teste de Hosmer e Lemeshow, e os testes de Cox & Snell e de Nagelkerke para o poder explicativo dos modelos, dentre outros.

Com os dados dos balanços e das contas de resultado, as estatísticas de vôo, os indicadores econômico-financeiros e os indicadores estatísticos, para cada empresa e para cada um dos anos durante o período 1997 – 2007 calculamos, ano

a ano, as correlações para duplas de variáveis por empresas para cada ano, de modo a selecionar um menor número de variáveis que pudessem ser usadas com sucesso no processo de discriminação. Deste modo, separávamos as variáveis quando a correlação entre as duas era elevada, formando assim dois grupos alternativos. Porém, a limitação de dados (número de empresas em cada ano) não permitiu utilizar muitas variáveis para a análise discriminante em cada ano. Após vários experimentos, foram selecionadas apenas cinco variáveis, a seguir:

X1 = Lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total;

X2 = Índice de cobertura financeira (receita de vôo / despesa de vôo);

X3 = Índice de imobilização (Imobilizado / ativo total);

X4 = Índice de garantia de capital de terceiros (PL / capital de terceiros);

X5 = Lucro ou prejuízo no exercício sobre ativo total.

De modo a possibilitar comparações, essas cinco variáveis independentes foram utilizadas na análise discriminante dos anos 2002 a 2007. Entretanto, só foram consideradas as empresas para as quais as cinco variáveis mais o PL estavam disponíveis no ano.

As funções discriminante estimadas para cada ano, com a metodologia descrita e as cinco variáveis explicativas, com todos os detalhes de sua estimação, já foram apresentadas, sendo que para a análise discriminante de 2003, notas explicativas foram adicionadas para se ter uma melhor idéia dos testes executados e da qualidade das funções discriminante. A Tabela abaixo resume os resultados obtidos:

As linhas sombreadas destacam as funções discriminante estimadas para cada ano. A primeira coluna apresenta o número de empresas com $PL > 0$ e com $PL < 0$ e, portanto sua soma indica o total de empresas consideradas na análise. A lista dessas empresas consta do Anexo B, ao final da apresentação de cada análise. As quatro colunas seguintes apresentam a classificação das empresas em

saudável se $Z > 0$ ou falimentar se $Z < 0$, em número de empresas e em termos percentuais. Assim, em 2002 tínhamos 16 empresas das quais oito eram saudáveis ($PL > 0$) e oito estavam em estado falimentar. A função discriminante classificou corretamente sete das oito empresas saudáveis (taxa de acerto de 87,5%) e uma foi classificada como falimentar (taxa de erro de 12,5%), embora seu PL fosse positivo. As oito empresas em estado falimentar foram classificadas pelo modelo corretamente (taxa de acerto de 100%).

Tabela 1
Resumo das análises de discriminante aplicadas às empresas aéreas de transporte regular: Brasil 2002 – 2007

Classe de PL	Total de casos	Classificação segundo a função discriminante				% dos casos classificados corretamente
		Número de casos		Como % do grupo		
		Z > 0	Z < 0	Z > 0	Z < 0	
2002: $Z = - 5,634 + 1,186 X1 + 0,056 X2 + 3,310 X3 + 0,953 X4 - 0,561 X5$						93,8
PL > 0	8	7	1	87,50	12,50	
PL < 0	8	0	8	0,00	100,00	
2003: $Z = - 4,934 + 0,276 X1 + 0,044 X2 + 4,168 X3 + 0,991 X4 + 0,795 X5$						87,5
PL > 0	9	8	1	88,9	11,1	
PL < 0	7	1	6	14,3	85,7	
2004: $Z = 1,579 + 0,011 X1 - 0,018 X2 + 2,202 X3 + 3,032 X4 + 0,723 X5$						93,3
PL > 0	8	8	0	100,0	0,0	
PL < 0	7	1	6	14,3	85,7	
2005: $Z = 1,876 + 1,540 X1 - 0,005 X2 - 2,175 X3 + 2,639 X4 - 3,425 X5$						92,9
PL > 0	8	8	0	100,0	0,0	
PL < 0	6	1	5	16,7	83,3	
2006: $Z = 1,166 + 1,880 X1 - 0,008 X2 - 1,521 X3 + 2,982 X4 - 0,378 X5$						95,0
PL > 0	16	16	0	100,0	0,0	
PL < 0	4	1	3	25,0	75,0	
2007: $Z = - 5,220 + 1,141 X1 + 0,046 X2 + 2,226 X3 + 3,364 X4 - 4,303 X5$						100,0
PL > 0	17	0	17	100,000	0,000	
PL < 0	4	0	4	0,000	100,000	

A última coluna da Tabela 1 apresenta o percentual de casos classificados corretamente. Embora os resultados para 2006 e 2007 sejam de 95% e 100% de

acerto, certos testes não puderam ser levados a cabo porquanto o número de empresas com $PL < 0$ era muito pequeno (menor que o número de variáveis independentes). O ano de 2002, para o qual o número de empresas saudáveis é igual ao número de empresas em estado falimentar é o ano que detém as melhores condições para aplicação da análise de discriminante. Assim, resolvemos usar o ano de 2002 para uma avaliação da capacidade preditiva da função discriminante.

Os resultados da aplicação da função discriminante obtida para o ano de 2002 para os demais anos constam da Tabela 2 apresentada a seguir. A primeira coluna registra as 34 empresas consideradas. Para cada ano temos duas colunas, a primeira que registra se o PL era positivo (+) ou negativo (-) enquanto que a coluna Modelo fornece o valor da função discriminante de 2002 (Z) aplicada aos dados do ano referência. Como ponderamos os centróides pela participação relativa dos dois grupos de empresas, o marco divisório é zero. Assim, para empresas com $Z > 0$ ela era classificada como saudável ($PL > 0$) e para aquelas com $Z < 0$ a classificação era de falimentar ($PL < 0$). Na coluna PL, os sinais iluminados (+ ou -) representam os casos de erro de classificação do modelo. Para 2002 os resultados se referem ao próprio modelo.

Pelos resultados resumidos na Tabela 2, emerge claro que, para dois anos à frente, o modelo tem um excelente desempenho, classificando corretamente 93,3% dos casos. Um ano à frente o desempenho do modelo é ainda melhor, classificando corretamente 93,75% dos casos, quase igual ao modelo aplicado ao mesmo ano de sua estimação. A partir do terceiro ano, o desempenho do modelo cai, mas é superior a 60% de acerto. É digno de nota o fato de que para cinco anos (2007) o desempenho do modelo de 2002 é muito bom, classificando corretamente 70,19% dos casos.

Tabela 2

AVALIAÇÃO DA CAPACIDADE PREDITIVA DA FUNÇÃO DISCRIMINANTE DE 2002

EMPRESAS	2002		2003		2004		2005		2006		2007	
	PL	Modelo	PL	Modelo	PL	Modelo	PL	Modelo	PL	Modelo	PL	Modelo
ABAETÉ	+	3,00	+	3,24	+	1,72	+	-1,32	+	0,99	+	-1,30
ABSA	-	-0,53			-	-0,02			+	0,77	+	0,20
AIR MINAS									+	-1,46	+	-0,38
ATA												
BRA							+	0,72				
BRASMEX												
CRUISER							+	1,84	+	2,19	+	0,22
GOL	+	0,90	+	2,21	+	2,60	+	2,33	+	1,68	+	1,30
MASTER TOP									+	-0,46	+	-0,12
MEGA							+	-0,47	+	-0,57	+	0,25
MHT									+	-3,39	+	-1,83
META	+	1,17		1,68								
NORDESTE	-	-2,08	-	-2,62	-	-12,84	-	-7,39				
OCEANAIR			-	-3,13	-	-4,87	-	-8,00	-	-4,02	+	-3,11
PANTANAL	-	-0,01	+	0,85	+	1,01	-	0,79	+	1,61	+	0,48
PASSAREDO					+	-0,05	+	2,33	+	2,35	+	1,66
PENTA	-	-1,85	-	-1,83								
PROMODAL												
PUMA	-	-2,05	-	-2,55			-	-3,15			-	-3,57
RICO	+	2,03	+	2,58	+	2,86	+	1,28	+	1,68	+	1,34
RIO SUL	-	-0,44	-	-2,15	-	-2,85	-	-3,38				
SETE									+	5,28	+	3,19
SKYMASTER					-	-0,59	+	-0,61	+	-0,16	+	1,92
TAF									+	2,55	+	1,60
TAM	+	1,40	+	1,48	+	1,35	+	1,17	+	1,39		
TAVAJ	-	-0,21	-	-0,36								
TEAM									-	0,02		
TOTAL	+	-0,61	+	0,70	+	0,37	+	0,68	+	0,29	+	0,51
TRIP	+	0,57	+	2,04	-	1,08	-	0,15	+	0,26	+	0,38
VARIG	-	-2,10	-	-2,86	-	-3,18	-	-4,63				
VRG											-	-3,12
VARIG LOG			+	-1,50	-	-1,40	+	-1,67	-	-0,29	-	-2,82
VASP	+	0,80	+	1,20								
WEBJET									-	-3,59	-	-2,35
Porcentual de acerto		93,8		93,75		93,33		66,67		70		76,19

Em resumo, a pesquisa mostrou a viabilidade em desenvolver modelos empíricos capazes de antecipar os problemas de solvência das empresas aéreas brasileiras. Foi também demonstrado que um pequeno grupo de variáveis, disponíveis no site da ANAC e facilmente atualizadas, pode ser usado com esse propósito. A variável explicada é o estado de solvência da empresa – classificada como “saudável” ou “falimentar”, onde a condição de solvência é ditada pelo patrimônio líquido. As principais variáveis explicativas são o lucro ou prejuízo acumulado sobre ativo total; o Índice de cobertura financeira (receita de vôo / despesa de vôo); o Índice de imobilização (Imobilizado / ativo total); o Índice de garantia de capital de terceiros (PL / capital de terceiros); e o Lucro ou prejuízo no exercício sobre ativo total.

A análise empírica compreendeu o período 2002 a 2007, com a estimação de uma função discriminante para cada ano. A avaliação do desempenho preditivo foi feita com a comparação da previsão do modelo de 2002 – com as melhores condições para a aplicação da metodologia – com as condições observadas, e ficou comprovado que o modelo é capaz de prever um ano à frente com acerto de 93,75 %, e dois anos à frente com acerto de 93,3 % dos casos. A partir do terceiro ano à frente o desempenho preditivo diminui, mas ainda é superior a 60 % de acerto. Portanto, as conclusões são favoráveis sobre a viabilidade de aplicação de modelos relativamente simples, com poucas variáveis determinantes, para a previsão da condição de solvência das empresas aéreas brasileiras. A disponibilidade dos dados de 2008 – ainda não apresentados no site da ANAC - permitirá comprovar a eficiência preditiva do modelo.

Como sugestão à ANAC para melhor aproveitamento do sistema apresentado nesta pesquisa, é fundamental a montagem de um banco de dados atualizado e sem lacunas de informações. Nem sempre esta tarefa é fácil considerando a precariedade dos registros estatísticos e econômicos das

empresas aéreas de menor porte, mas é exatamente neste nicho que provavelmente se encontra o risco de insolvência.