

Modelo de previsão de desempenho pela metodologia da análise multivariada dos dados: estimativa da função empírica das empresas do segmento de concessionárias.

Antônio Fernando De Oliveira De Andrade Pereira

Silvio Cardoso

Carlos Pedrosa Júnior

Resumo:

Esse estudo utiliza-se da metodologia que conjugam as técnicas de análise estatísticas multivariadas do tipo componentes principais e análise discriminante, partindo dos dados primários idealizados pelo modelo Fleuret e indicadores econômicos e financeiros tradicionais. O trabalho tem como objetivo a análise de desempenho da amostra de quarenta empresas do segmento de concessionárias de veículos, referente aos anos 2002 e 2003. No estudo ora em elaboração, realiza-se uma análise da referência teórica dos principais artigos desenvolvidos nos últimos anos. A importância da metodologia se consagra pela eficácia dos modelos multivariados aplicados simultaneamente, haja vista que estudos anteriores apresentam resultados parciais, por utilizar essas técnicas isoladamente. A nova metodologia para estimar a função linear discriminante ajustada empiricamente para previsão de análise de desempenho do segmento de concessionárias, é de fácil resolução, apresentando resultados robustos e parcimoniosos.

Área temática: *Controladoria*

Modelo de previsão de desempenho pela metodologia da análise multivariada dos dados: estimativa da função empírica das empresas do segmento de concessionárias.

Antônio Fernando de Oliveira de Andrade Pereira (Fundação Visconde de Cairu - Brasil)

afoap@uol.com.br

Sílvio Cardoso (Fundação Visconde de Cairu – Brasil) silvio-cardoso@uol.com.br

Carlos Pedrosa Júnior (Fundação Visconde de Cairu - Brasil) mariano@cairu.br

Resumo

Esse estudo utiliza-se da metodologia que conjugam as técnicas de análise estatísticas multivariadas do tipo componentes principais e análise discriminante, partindo dos dados primários idealizados pelo modelo Fleuriet e indicadores econômicos e financeiros tradicionais. O trabalho tem como objetivo a análise de desempenho da amostra de quarenta empresas do segmento de concessionárias de veículos, referente aos anos 2002 e 2003.

No estudo ora em elaboração, realiza-se uma análise da referência teórica dos principais artigos desenvolvidos nos últimos anos. A importância da metodologia se consagra pela eficácia dos modelos multivariados aplicados simultaneamente, haja vista que estudos anteriores apresentam resultados parciais, por utilizar essas técnicas isoladamente.

A nova metodologia para estimar a função linear discriminante ajustada empiricamente para previsão de análise de desempenho do segmento de concessionárias, é de fácil resolução, apresentando resultados robustos e parcimoniosos.

Palavras chave: Análise Estatística Multivariada, Função Linear Discriminante, Previsão de Desempenho.

Área temática: Controladoria.

1. Introdução

Os primeiros trabalhos sobre a previsão de falência foram estudados e desenvolvidos por volta da década de 1930. Entretanto, esse método tornou-se bastante utilizado a partir dos anos 1960. O marco na utilização desses modelos ocorreu mediante o trabalho publicado por Edward Altman (1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”. O trabalho de Altman consistiu na utilização da técnica de análise discriminante aplicada a diversos indicadores contábeis, o qual contribuiu sobremaneira para o desenvolvimento de toda a análise e prevenção de falência de empresas.

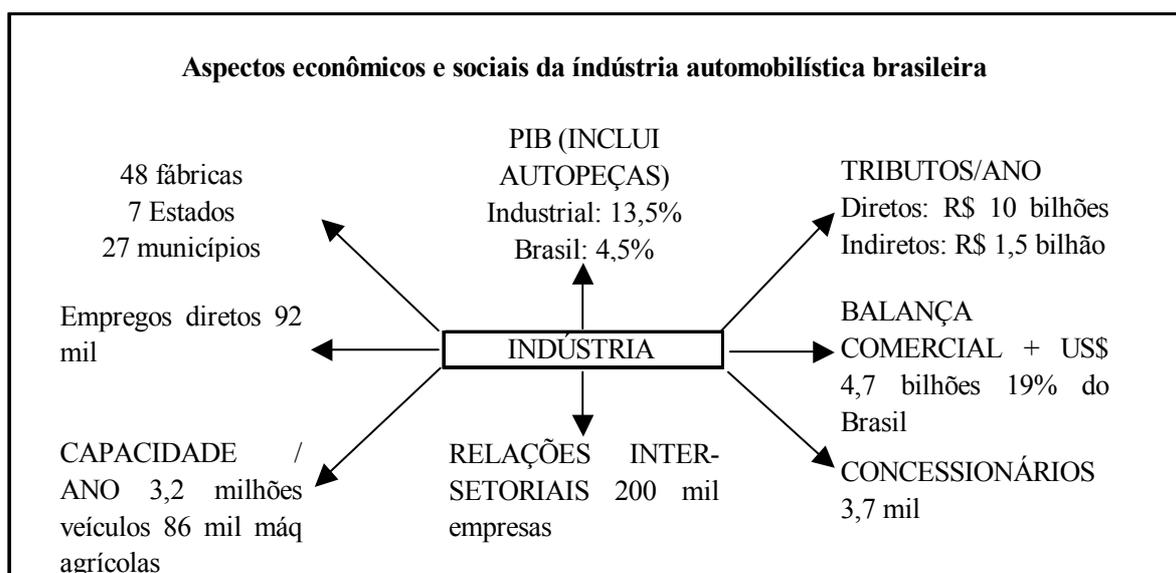
A partir da publicação desse artigo, outros autores desenvolveram modelos para diversos segmentos de mercado objetivando avaliar as dificuldades financeiras e o risco de falência das entidades.

No Brasil, os primeiros trabalhos sobre previsão de falência datam da década de 1970. Sendo pioneiro o estudo de Stephen Charles Kanitz, conforme artigo publicado na Revista Exame em dezembro de 1974, o qual foi utilizado intensamente ao longo de aproximadamente duas décadas.

Com o objetivo de contribuir para o tema sob análise e para a pesquisa na área contábil, este trabalho se propôs a desenvolver um modelo de previsão de desempenho para empresas do segmento automotivo, especificamente para as Distribuidoras de Veículos – Concessionárias, estabelecidas no Brasil.

O modelo utiliza-se do método estatístico de análise multivariada dos dados, em particular os das componentes principais e da análise discriminante. A aplicação dessa técnica se baseia nos indicadores econômicos e financeiros tradicionais conjugados com o modelo de Fleuriet.

A seguir são expostos alguns aspectos sobre a importância do segmento automotivo para a economia brasileira no que tange aos fenômenos econômicos e sociais, desempenhando esse setor papel preponderante na cadeia de distribuição dos produtos e serviços.



Fontes: Anfavea, Booz, Allen & Hamilton.

Quadro 1 – Aspectos relevantes sobre o setor automobilístico no Brasil.

A importância da indústria automobilística para a economia brasileira, pode ser visualizada no quadro acima. Onde se registra que esse segmento participa com 4,5% do PIB, contribui com tributos diretos e indiretos na ordem de R\$11,5 bilhões, com participação de 19% na balança comercial do Brasil, e gerando empregos diretos em torno 92 mil. O segmento de concessionárias que é derivado dessa indústria se posiciona como de grande importância como área de estudo na análise e previsão de desempenho.

2. Revisão de Literatura

2.1. Alguns modelos desenvolvidos recentemente.

Modelos de previsão de falência de empresas ainda são estudados frequentemente no Brasil e no mundo, em virtude da sua importância para instituições de fomento de crédito, fornecedores, acionistas, administradores financeiros, gestores, governos e demais atores econômicos.

Dentre os modelos desenvolvidos utilizando-se do método de análise discriminante, destacam-se os que se seguem: (Altman, 1968; Altman, Baydia & Ribeiro Dias, 1977; Kanitz, 1974; Elizabetsky, 1976; Matias, 1978; Ohlson, 1980; Bragança & Bragança, 1985; Kasznar, 1986; Nunes, 1988; Silva, 1993; Santos, 1996; Minussi, Damacena & Ness, 2001).

A seguir são apresentados alguns trabalhos considerados relevantes como ponto de referência da fundamentação teórica, objeto do presente artigo. Portanto, o quadro a seguir, demonstra a evolução dos modelos de previsão elaborados por análise multivariada, regressão logística e de redes neurais artificiais nas últimas décadas.

Análise Discriminante	Regressão Logística	Redes Neurais Artificiais
Altman – 1968	Ohlson, 1980	Cabrera, 1998
Kanitz – 1974	Matias & Siquiera – 1996	
Elizabetsky – 1976	Janot – 1999	
Altman, Baydia & Ribeiro Dias – 1977	Fichman – 1999	
Matias – 1978	Minussi, Damacena & Ness – 2001	
Marques – 1980		
Bragança & Bragança – 1985		
Kasznar – 1986		
Martins & Samanéz – 1987		
Nunes – 1988		
Silva – 1993		
Santos – 1996		

Fonte: Própria.

Quadro 2 – Métodos Estatísticos Utilizados Pelos Autores nas Últimas Décadas.

O quadro a seguir demonstra alguns estudos recentes de artigos publicados que abordam o modelo Fleuriet.

Autores:	Título artigo:
Sanvicente, Antônio Zoratto e Minardi Maria A F. ENANPAD.	Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas.
Theiss Jr, Felix Christiano; Wilhelm, Pedro Paulo Hugo. ENANPAD/2000.	Análise do capital de giro: Modelo dinâmico versus modelo tradicional.
Moura, Heber José; Matos, Diana Macedo. ENANPAD/2003.	Dimensionamento do capital de giro: uma abordagem financeira.
Monteiro, Andréa A Silveira; Moreno, Roberto. ENANPAD/2003.	Fluxos de caixa e capital de giro – uma adaptação do modelo de Fleuriet.
Gimenes, égio M Toesca; Gimenes, F. Maria Pegorini. VII SEMEAD	O financiamento das necessidades de capital de giro em cooperativas agropecuárias.

Fonte: Própria.

Quadro 3 – Alguns artigos publicados recentemente sobre o modelo Fleuriet.

2.2. O Modelo Fleuriet e os indicadores econômicos e financeiros tradicionais.

2.2.1. Reclassificação dos ativos e passivos circulantes.

Para a operacionalização do modelo Fleuriet torna-se necessário reclassificar o balanço patrimonial em dois grupos distintos compreendidos por ativos e passivos circulantes e em ativos e passivos não-circulantes, conforme demonstrado no quadro a seguir:

Balanco Patrimonial		
	Ativo	Passivo
Contas circulantes	Circulante operacional (cíclico) – ACO Contas a Receber Estoques Adiantamentos a Fornecedores Outras Contas a Receber (operacionais) Despesas Antecipadas	Circulante operacional (cíclico) – PCO Fornecedores a pagar Salários e Encargos a pagar Impostos Incidentes s/ Vendas a pagar
	Circulante financeiro (errático) – ACF Caixa Bancos Aplicações Financeiras (até 90 dias) Outras Contas (financerias)	Circulante financeiro (errático) – PCF Empréstimos e Financiamentos a pagar Duplicatas e Títulos Descontados Impostos de Renda e CSLL a recolher Dividendos a pagar
Contas não circulantes.	Ativo não Circulante ou Ativo Permanente Ativo realizável em longo prazo - ARLP Ativo permanente – AP	Passivo não circulante ou Passivo Permanente Exigível em longo prazo - PELP Resultado de Exercício Futuro - REF Patrimônio líquido - PL

Fonte: Própria.

Quadro 4 – Reclassificação para desenvolvimento do método de Fleuriet.

A partir da reclassificação do balanço patrimonial é possível estabelecer as variáveis empresariais que compõem o modelo Fleuriet, conforme se segue:

Variáveis empresariais dinâmicas:	Fórmula	Significado
NCG – Necessidade de capital de giro	$NCG = ACO - PCO$	Operacional (cíclica)
T – Tesouraria	$T = ACF - PCF$	Financeira (errática)
CDG – Capital de giro	$CDG = PP - AP$	Recursos para giro

Quadro 5 – Variáveis que compõem o modelo de Fleuriet.

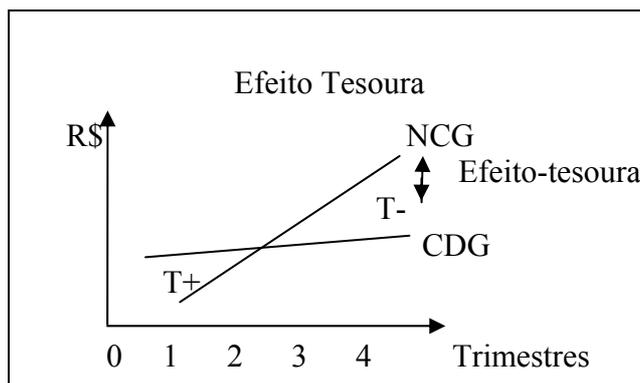
Essas variáveis empresariais permitem uma análise prospectiva da verdadeira situação econômica-financeira das empresas, inferindo, portanto, a real situação de liquidez das empresas mediante a seguinte relação:

$$TF = (|T| / NCG)$$

Sendo, **TF** – Termômetro financeiro; **|T|** - Tesouraria em modulo e **NCG** – Necessidade de capital de giro.

Nessa circunstância, o efeito tesoura ocorre a partir dos seguintes fatos: “1 - as vendas da empresa crescem a taxas anuais elevadas; 2 - a relação NCG/vendas mantém-se, substancialmente, mais elevadas do que a relação autofinanciamento/vendas, durante o período de crescimento das vendas. Considera-se que ambos sejam positivos; 3) durante o período de crescimentos das vendas, as fontes externas, que aumentam o Capital de Giro, são utilizadas somente para novos investimentos em bens do ativo permanente que, por sua vez, diminuem o Capital de Giro”, conforme, Fleuriet (2003, p.38).

O gráfico a seguir evidencia o denominado efeito tesoura:



Fonte: Elaborado pelo autor.

Gráfico 1 – O Efeito Tesoura

O quadro a seguir descreve os principais indicadores de liquidez, rentabilidade, endividamento, estrutura de capital e atividade, consagrados na análise econômica e financeira tradicional.

Índices tradicionais	Fórmula	Relevância (tendência):
Liquidez		
Corrente (LC)	AC / PC	Quanto maior, melhor.
Geral (LG)	$(AC+RLP) / (PC+ELP)$	Quanto maior, melhor.
Rentabilidade		
Margem Líquida – ML	$LL / ROL \times 100$	Quanto maior, melhor.
Retorno sobre Ativo – ROA	$LLAIR / Ativo \times 100$	Quanto maior, melhor.
Retorno Patrimônio Líquido – ROPL	$LLAIR / PL \times 100$	Quanto maior, melhor.
Endividamento		
Participação de Capitais de Terceiros	$(PC + ELP) / PL$	Quanto menor, melhor.
Participação de Capitais Terceiros sobre Recursos Totais	$(PC+ELP)/(PC+ELP+PL)$	Quanto menor, melhor.
Atividade		
Rotação dos Estoques	$CMV / Estoques$	Quanto maior, melhor.
Giro dos Estoques (dias)	$360 / Rotação Estoques$	Quanto maior, melhor.
Prazo Médio de Recebimento (dias)	$(Contas Receber/ROB)/360$	Quanto menor, melhor.
Prazo Médio de Pagamento (dias)	$(Compras/360)/Fornecedores$	Quanto maior, melhor.

Fonte: Própria.

Quadro 6 – Alguns indicadores econômicos e financeiros.

2.3. Análise das componentes principais e análise discriminante:

O método da análise multivariada das componentes principais tem como objetivo geral à redução do número de variáveis da nova função linear que melhor explique o fenômeno social ou econômico, sem perda das informações dos dados originais. Essa nova combinação linear parte de um conjunto de variáveis que são explicadas pela matriz de variância-covariância, a matriz de correlação e pelo critério do teste scree.

Segundo Hair, (2005, p.391), “há dois modelos fatoriais básicos. A análise das componentes principais usa toda a variância do conjunto de dados, enquanto que a análise fatorial comum baseia-se na variância comum. A variância total pode ser dividida em três tipos, comum, única e erro. A variância comum é a proporção da variância total que é compartilhada com todas as variáveis originais na análise. A variância única é a proporção da variância total que é específica ou única para somente uma variável. A variável de erro é a proporção da variância que resulta, por exemplo de erro na mensuração ou na coleta de dados. Análise de componentes principais usa todos os três tipos de variância para derivar as soluções fatoriais. A análise fatorial comum utiliza somente a variância comum para derivar os fatores”.

Para se estimar a combinação linear pelo método das componentes principais, acima listadas, teve como restrição o tamanho da amostra e o número de variáveis consideradas na função estimada.

Conforme Hair, (2005, p.390) “A análise fatorial é mais útil com um grande número de variáveis. Mas ao aplicá-la, o pesquisador deve ter um tamanho mínimo de amostra de cinco vezes o número de variáveis analisadas” .

Segundo Hair, (2005, p.102), “O critério de percentagem de variância é uma abordagem baseada na conquista de um percentual cumulativo especificado na variância total extraído por fatores sucessivos. Ainda segundo os mesmos autores, em ciências sociais na qual as informações geralmente são menos precisas não é raro considerar uma solução que explique 60% da variação total. (e em alguns casos até menos) como satisfatório”.

Segundo Aaker, (2001 p. 578), “Critério do gráfico” de entulho “(scree plot). Um gráfico “de entulho” é uma representação gráfica de eigenvalues em relação ao número de fatores, para fins de extração. A forma do gráfico é utilizada para determinar o número de fatores. Esse gráfico quase sempre apresenta uma quebra distinta entre uma inclinação íngreme com os fatores em eigenvalues mais altos e uma trilha gradual associada ao restante dos fatores. Essa trilha gradual é a que se refere como “entulho”. A evidência experimental indica que o ponto em que o “entulho” começa a denotar o número verdadeiro de fatores”.

Quanto à estimativa da função linear discriminante de Fisher é necessário o conhecimento de análise de variância de pelo menos dois grupos.

Segundo Sharma, (1996, p.237) os objetivos da análise discriminante são:

1. Identificar as variáveis que melhor discrimina entre os grupos;
2. identificar as variáveis ou fatores para desenvolver uma equação ou função ao computar de maneira parcimoniosa o melhor modelo que representa as diferenças entre dois grupos;
3. identificar as variáveis ou índice para desenvolver uma regra ao classificar as futuras observações de um dos dois grupos.

O tópico que se segue esclarece detalhadamente a metodologia a ser aplicada utilizando análise multivariada dos dados, em particular os métodos das componentes principais e de

análise discriminante objetivando estimar a função discriminante de Fisher para o segmento de concessionárias.

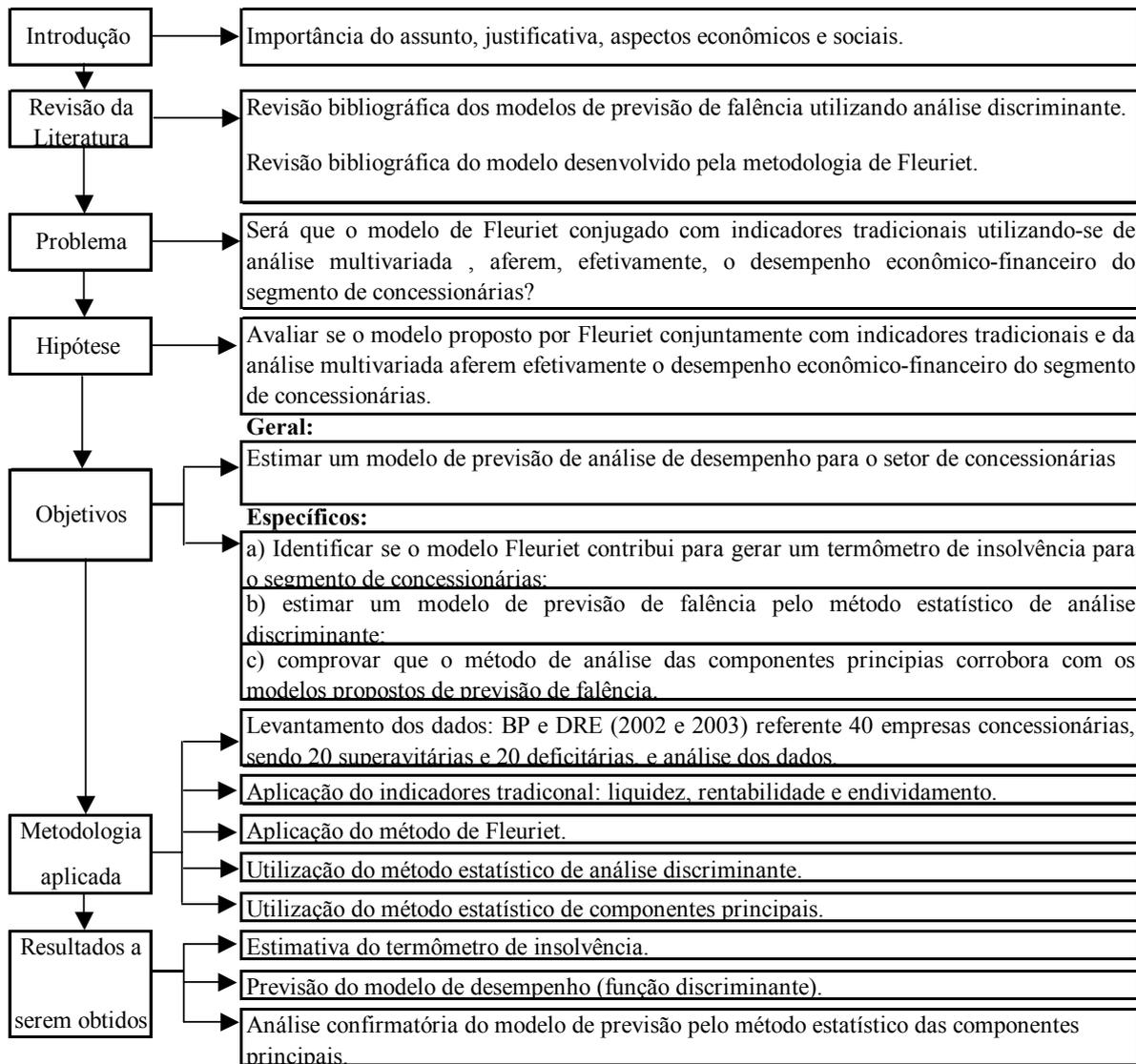
3. Metodologia

O objetivo desse estudo é estimar o modelo de previsão de desempenho das empresas de boa e má performance no segmento de concessionárias.

Objetivando estimar a função discriminante de Fisher que contenha no modelo de previsão os parâmetros que melhor classifiquem o desempenho das empresas, utiliza-se da metodologia que conjugassem as técnicas estatísticas multivariada do tipo análise discriminante e de componentes principais, partindo dos dados primários idealizados pelo modelo Fleuriet e indicadores tradicionais no que concernem à análise econômica e financeira do segmento de concessionárias.

A figura a seguir demonstra claramente os passos a serem adotados seqüencialmente na presente metodologia:

Metodologia aplicada:



Fonte: Adaptado do Modelo de Pereira(2002).

Figura 1 – Metodologia aplicada.

3.1. Levantamento e análise dos dados.

No caso ora em elaboração, considera-se o tamanho da amostra de 40 empresas, dividindo-se em 20 de boa performance e 20 de má performance para um conjunto de 8 variáveis, se faz necessário um tamanho mínimo de 40 empresas.

Para o desenvolvimento do presente estudo utilizam-se as demonstrações contábeis; balanço patrimonial e demonstração de resultados do exercício referente aos exercícios sociais de 2002 e 2003, sendo que as peças contábeis do exercício de 2002 (4 empresas) foram atualizadas pelo índice de mercado IGP-DI para eliminação dos efeitos inflacionários. A amostra das empresas foram extraídas do site da Gazeta Mercantil/Investnews, www.investnews.com.br, acessado em setembro (2004). Dessa forma, atende-se, portanto, a rigidez do método das componentes principais e da análise discriminante e da própria análise econômica e financeira dessas empresas.

Para o desenvolvimento do trabalho consideram-se 40 empresas, denominadas da seguinte forma, EMP1, EMP2, EMP3... ..EMP40. Esse procedimento tem como objetivo resguardar à denominação social das empresas que compõem o rol da amostra, bem como os resultados e exposição das entidades frente aos resultados obtidos.

A escolha do modelo inicial é composta por 8 variáveis, a saber:

x_1 = margem líquida / receita operacional líquida (ML/ROL);

x_2 = disponibilidades / ativo permanente (Disp/AP);

x_3 = passivo circulante / ativo total (PC/A);

x_4 = ativo circulante mais realizável em longo prazo / passivo circulante mais exigível em longo prazo ((AC+RLP)/(PC+ELP));

x_5 = ativo circulante / passivo circulante (AC/PC);

x_6 = passivo circulante mais exigível em longo prazo / patrimônio líquido (PC+ELP)/PL;

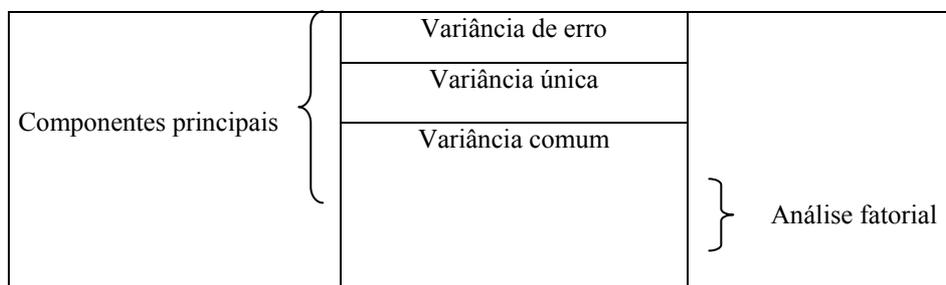
x_7 = tesouraria / passivo circulante mais exigível em longo prazo (T/(PC+ELP)), e

x_8 = necessidade de capital de giro / ativo total (NCG/AT).

As variáveis descritas de x_1 a x_6 representam o modelo tradicional, e as variáveis x_7 e x_8 referem-se ao modelo de Fleuriet.

3.2. Aplicação do método estatístico das componentes principais.

O gráfico abaixo discrimina os diferentes tipos de variância na análise fatorial e na análise das componentes principais.



Fonte: (Adaptado de Hair, 2005)

Quadro 7 - Tipos de variância.

No presente artigo utiliza-se do método das componentes principais que pode ser visualizado conforme demonstração a seguir:

Variáveis	Fatores
LC = liquidez corrente LG = liquidez geral T = tesouraria	Liquidez
ML = margem líquida	Rentabilidade
NCG = necessidade de capital de giro PCTRT = participação de capitais terceiro sobre recursos totais Disp/AP = disponibilidade pelo ativo permanente PC/A = passivo circulante pelo ativo total	Estrutura de capitais, endividamento e aplicação de recursos.

Fonte: Própria

Quadro 8 – Composição das variáveis e fatores.

3.3. A seleção do número das componentes principais: o critério do teste scree.

O teste scree é usado para identificar o número ótimo de fatores que pode ser extraído da variância total. Segundo Hair, (2005, p.102), “o ponto no qual o gráfico começa a ficar horizontal é considerado indicativo de número máximo de fatores a serem extraídos. No presente caso, os primeiros dez fatores se qualificam. Além de dez, uma grande proporção da variação única seria incluída”.

A escolha do número apropriado das componentes que melhor estima o modelo multivariado, pode ser representado pelo scree, gráfico 3, onde no eixo do λ_i representam a variância (eigenvalues) e no eixo de i representa o número de componentes, conforme representação gráfica abaixo (scree plot) eigenvalues (variâncias).

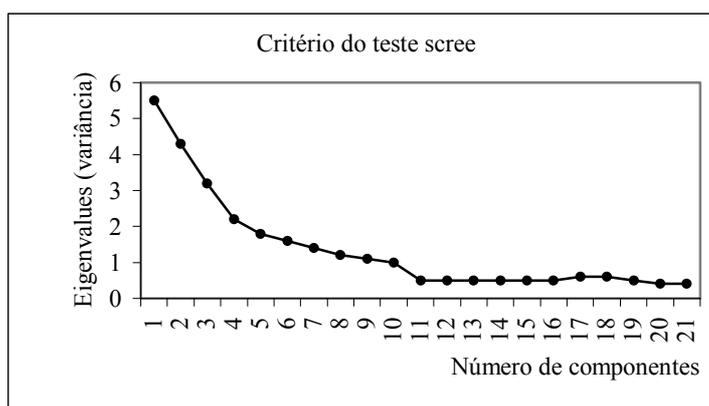


Gráfico 3: Scree Plot

No eixo do λ eigenvalues é representado pelas variâncias cumulativas e no eixo do i representam o número das componentes principais. As variâncias máximas acumuladas referem-se das maiores e decrescendo para as menores até o ponto em que a função (scree plot) torna-se tão pequena que a componente adicional pouco contribui para a explicação do fenômeno através do pequeno acréscimo de novas variâncias no conjunto das variâncias totais ou acumuladas.

3.4. Modelagem da aplicação da função discriminante de Fisher.

A modelagem da função discriminante de Fisher assume a seguinte formatação teórica: Conforme Malhotra, (2001, p.483), a função discriminante pode ser assim representada:

$$D = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + \dots + b_kx_k$$

Onde,

D = escore discriminante

b = coeficiente ou peso discriminante

x_i = variáveis prognosticadoras ou independentes

De maneira que a função geral é assim definida:

$$\text{Função Geral: } Z = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + \dots + b_kx_k$$

A estimativa da função discriminante de Fisher que melhor se ajusta as variáveis pode ter a seleção mais apropriada ao se computar a estatística de Wilk e o teste F quando da maximização dessas distribuições. Segundo Sharma, (1996, p.245) a estatística λ é estimada da seguinte maneira:

$$\lambda = \frac{\text{Soma dos quadrados entre os grupos}}$$

$$\frac{\text{Soma dos quadrados dentro os grupos}}$$

A estatística λ de Wilk significa que a soma dos quadrados dentro os grupos é minimizada e a soma dos quadrados entre dos grupos é maximizada. Isto é, o critério de seleção da estatística λ de Wilk considera a homogeneidade da separação entre o grupo e dentro os grupos.

No modelo de análise discriminante, a estatística λ de Wilk seleciona as variáveis ao adicionar ou retirar da função de análise discriminante de Fisher, induzindo, portanto, ao modelo de previsão de desempenho mais apropriado.

O objetivo é saber se existem diferenças significativas entre as médias μ_1 e μ_2 das amostras das empresas que tenham boa performance e má performance. Isto equivale a testar as diferenças das médias dos dois grupos.

$$H_0: \mu_1 = \mu_2$$

$$H_1: \mu_1 \neq \mu_2$$

Utilizam-se os testes t e $F = t^2$, e alternativamente o teste Wilk, assim especificados:

$$F = \left(\frac{(1 - \lambda) / \lambda}{(n_1 + n_2 - p - 1) / p} \right);$$

Onde, $p = 1$ e n_1 e n_2 o número das amostras das empresas de boa performance e má performance, respectivamente.

O valor crítico da distribuição F, hipótese nula para anular as variáveis que pode ser rejeitada para o nível de 5% de significâncias.

O valor do corte é definido para grupos de amostras diferentes como sendo: $(\hat{z}_1 + \hat{z}_2) / 2$ ou $(n_1 \hat{z}_1 + n_2 \hat{z}_2) / (n_1 + n_2)$.

O software utilizado é Statistical Package for the Social Sciences (SPSS) versão 13.0, para estimar os componentes principais e a função discriminante, e identificar o valor de corte, classificar, e selecionar as variáveis que melhor estime o modelo de previsão de desempenho do segmento de concessionárias.

4. Resultados Obtidos

Os resultados obtidos após a aplicação da metodologia das componentes principais e da análise discriminante confirmam os objetivos pretendidos inicialmente quando da proposta de elaboração do presente trabalho.

Os quadros a seguir sintetizam os resultados extraídos pela metodologia. No que concerne à análise das componentes principais, essa técnica estatística indicou três fatores, sendo que o primeiro fator representa 80% da variância total explicada, conforme quadro abaixo:

Total Variance Explained

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	3,196	79,905	79,905	3,196	79,905	79,905
2	,797	19,919	99,824	,797	19,919	99,824
3	,004	,106	99,931	,004	,106	99,931
4	,003	,069	100,000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Figura 2 – Variância Explicada

O quadro abaixo discrimina as variáveis que contém as componentes principais.

Component Matrix^a

	Component		
	1	2	3
VAR00005	,989	-,140	-,053
VAR00007	,987	-,152	,034
VAR00004	,986	-,158	,019
VAR00002	,521	,854	,001

Extraction Method: Principal Component Analysis.

a. 3 components extracted.

Figura 3 – Matriz componentes

O teste de KMO que é outra estatística relevante na técnica, alcançou: 0,804. Conforme mostra a figura a seguir:

KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		,804
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	383,519
	df	6
	Sig.	,000

Figura 4 – Teste KMO

O qui-quadrado que representa a estatística F é significativa, vide quadro abaixo:

O teste F que representa a estatística Box's M é significativa, validando a função empírica estimada.

Test Results

Box's M		119,099
F	Approx.	10,545
	df1	10
	df2	6903,586
	Sig.	,000

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Figura 5 –Resultado teste Box's F

O gráfico (scree plot) identifica claramente no máximo dois fatores principais, sendo que o primeiro explica 80% da variância total das componentes principais, conforme gráfico abaixo:



Gráfico 3: Scree plot do novo modelo.

A matriz das componentes principais indica a composição dos fatores mais apropriados para ser usado na estimativa da função linear de previsão de Fisher, a saber:

O Fator 1 é composto por X5 (liquidez corrente), X7 (tesouraria) e X4 (liquidez geral) e (disp/Ativo).

O Fator 2 é composto por X2 (disp/Ativo).

No modelo é possível interpretar o primeiro fator como sendo de “liquidez geral”, o segundo fator pode ser interpretado como sendo um indicador de “aplicação de recursos”.

A função empírica estimada discriminante de Fisher para o segmento de concessionárias, após a aplicação da metodologia pode ser assim representada:

$$Z = 2,91 + 0,268X_1 - 0,273X_2 - 1,292X_3 + 0,021X_4$$

Onde,

Z = função empírica estimada para o segmento de concessionárias;

X₁ = disponível / ativo total;

X₂ = liquidez geral ;

X₃ = liquidez corrente;

X₄ = tesouraria / exigível total.

Os coeficientes da função discriminante foram extraídos do quadro abaixo:

Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
VAR00002	,268
VAR00004	-,273
VAR00005	-1,292
VAR00007	,021
(Constant)	2,910

Unstandardized coefficients

Figura 6 – Função discriminante.

A estatística Lambda de Wilk é bastante significativa, registrando 0,741 e qui-quadrada de 10,769 para 0,029 de significância conforme quadro abaixo:

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,741	10,769	4	,029

Figura 7 – Teste Lambda

A função estimada empiricamente para o segmento de empresas concessionárias citada, é consistente com os resultados obtidos. A análise conclusiva dos dados confirma a predição do modelo ao classificar corretamente o desempenho do setor em 72,5%, identificando que 80% são empresas deficitárias e 65% de empresas superavitárias da amostra pesquisada.

Classification Results ^a

		Predicted Group Membership		Total
		1,00	2,00	
Original	Count	1,00	2,00	
		16	4	20
		7	13	20
	%	1,00	2,00	
		80,0	20,0	100,0
		35,0	65,0	100,0

a. 72,5% of original grouped cases correctly classified.

Figura 8 – Predição do modelo

5. Conclusão.

Os resultados obtidos indicaram que o método das componentes principais conjugados com análise discriminante, tomando-se como base algumas variáveis do modelo Fleuriet e dos indicadores econômicos, contábeis e financeiros tradicionais são consistentes, e robustos.

A utilização das técnicas de análise multivariada dos dados especificamente a das componentes principais e da análise discriminante auxiliam os pesquisadores e gerentes financeiros na gestão contábil e financeira da empresas.

Essa metodologia vem contribuir para o desenvolvimento e a pesquisa na área contábil e financeira, haja vista que os métodos utilizados na previsão de desempenho das empresas,

apresentam resultados parciais, ora utilizando às técnicas de análise discriminante ora componentes principais.

À primeira vista, esse método de análise multivariada dos dados parece de grande complexidade mas, com a resolução através do aplicativo SPSS - Statistical Package for the Social Sciences, essa metodologia apresenta simples solução e bastante parcimoniosa.

Para concluir a utilização dessa técnica conjunta, retira a subjetividade do analista contábil financeiro, fornecendo instrumentos científicos para tomada de decisão por parte dos gestores e dos investidores no mercado.

Referências

AAKER, DAVID A., et al. (2001) - *Pesquisa de Marketing*. Tradutor Reynaldo Cavalheiro Marcondes. Atlas. São Paulo.

ALTMAN, EDWARD. (1968) - *Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*. Journal of finance, p. 586 – 609.

ANFAVEA - Associação Nacional de Fabricantes de Veículos Automotores. Disponível em www.anfavea.com.br, acessado em 25/04/2005.

FLEURIET, MICHELD; KEHDY, RICARDO; BLANC, GEORGES. (2003) - *O Modelo Fleuriet – A dinâmica das empresas brasileiras: um novo método de análise, orçamento e planejamento financeiro*. Campus. Rio de Janeiro.

GAZETA MERCANTIL, disponível em www.investnews.com.br, acessado em 30/09/2004.

HAIR, JOSEPH F. JR.; ANDERSON, ROLPH E., TATHAN, RONLALD L.; BLACK, WILLIAN C. (2005) - *Análise Multivariada de dados*. Tradutores Adonai Schlup e Anselmo Chaves Neto. Bookman. 5 ed. Porto Alegre.

HAIR, JOSEPH F. JR; BABIN, BARRY; MONEY, ARTHUR H.; SAMOEL, PHILLIP. (2005) - *Fundamentos de métodos de pesquisa em administração*. Tradutora Lene Belon Ribeiro. 5. ed. Porto Alegre: Bookman.

LUBISCO, NÍDIA MARIA LIENERT. (2003) - *Manual de estilo acadêmico: monografias, dissertações e teses*. 2 ed. EDUFA, Salvador.

MALHOTRA, NARESH. (2001) - *Pesquisa de marketing: uma orientação aplicada*. Bookman. 3 ed. Porto Alegre.

PEREIRA, ANTÔNIO FERNANDO O DE ANDRADE. (2002) - *Tese de doutorado: causalidade e co-integração no Mercado de Capitais da América Latina*. PPGEP.

SHARMA, SUBHASH. (1996) - *Applied multivariate techniques*. John Wiley & Sons Inc. Chichester Brisbane Toronto Singapore, New York.