

# **Aplicação de Técnicas Estatísticas Multivariadas a Indicadores Contábeis: Uma Contribuição de Evidenciação das Métricas Contábeis.**

**Antonio Fernando Pego e Silva** (UFES) - pegoesilva@gmail.com

**Márcio Rodrigues dos Santos** (UFV) - ma\_rsantos@yahoo.com.br

**Jean Pierre David de Oliveira** (UFES) - jpierredavid@gmail.com

**Luiz Claudio Louzada** (CEPEAD/UFMG) - louzadalvi@yahoo.com.br

## **Resumo:**

*A contabilidade, grande fonte de informações econômicas e financeiras de uma empresa, tem sido grande foco de estudos nos últimos anos. Porém, questionamentos a respeito do alcance de seus objetivos ainda são bastante evidenciados por parte de seus usuários, no sentido de supri-los com informações adequadas para a tomada de decisões, Laurent (2004, p.10). Dessa forma, essa pesquisa tenta, através dos indicadores econômico-financeiros, desenvolver modelos estatísticos alternativos com o objetivo de ajudar a avaliar o desempenho financeiro das empresas manufatureiras com capital aberto. Por meio do banco de dados Economatica® foi possível obter 24 indicadores de empresas do setor manufatureiro com ações negociadas na BOVESPA no período de 2004 a 2008. O uso de Análise fatorial possibilitou agrupar em cinco fatores (indicadores) os índices econômico-financeiros considerados importantes, explicando 76,07% da variabilidade total dos dados. Após definidos os fatores mais importantes, aplicou-se as técnicas estatísticas de análise discriminante e regressão logística para identificar qual modelo é mais eficaz na classificação dessas empresas como “eficientes” e “ineficientes”.*

**Palavras-chave:** *Indicadores econômico-financeiros. Análise fatorial. Análise discriminante. Análise de regressão logística.*

**Área temática:** *Métodos quantitativos aplicados à gestão de custos*

## **Aplicação de Técnicas Estatísticas Multivariadas a Indicadores Contábeis: Uma Contribuição de Evidenciação das Métricas Contábeis.**

### **Resumo:**

A contabilidade, grande fonte de informações econômicas e financeiras de uma empresa, tem sido grande foco de estudos nos últimos anos. Porém, questionamentos a respeito do alcance de seus objetivos ainda são bastante evidenciados por parte de seus usuários, no sentido de supri-los com informações adequadas para a tomada de decisões, Laurent (2004,p.10). Dessa forma, essa pesquisa tenta, através dos indicadores econômico-financeiros, desenvolver modelos estatísticos alternativos com o objetivo de ajudar a avaliar o desempenho financeiro das empresas manufatureiras com capital aberto. Por meio do banco de dados Economatica® foi possível obter 24 indicadores de empresas do setor manufatureiro com ações negociadas na BOVESPA no período de 2004 a 2008. O uso de Análise fatorial possibilitou agrupar em cinco fatores (indicadores) os índices econômico-financeiros considerados importantes, explicando 76,07% da variabilidade total dos dados. Após definidos os fatores mais importantes, aplicou-se as técnicas estatísticas de análise discriminante e regressão logística para identificar qual modelo é mais eficaz na classificação dessas empresas como “eficientes” e “ineficientes”.

**Palavras-chave:** Indicadores econômico-financeiros. Análise fatorial. Análise discriminante. Análise de regressão logística.

**Área Temática:** Métodos quantitativos aplicados à gestão de custos.

### **1. Introdução**

A contabilidade, por ser uma grande fonte de informações econômicas e financeiras das empresas, tem sido foco constante de estudos nos últimos tempos, incluindo-se, questionamentos a respeito do alcance de seus objetivos por parte de seus usuários, no sentido de supri-los com informações adequadas para a tomada de decisões Laurent (2004, p.10).

Segundo Laurent (apud LOPES, 2002, p. 7 e 8) "o mercado financeiro, de forma geral, é um dos maiores usuários da informação contábil por intermédio de analistas, corretoras, investidores institucionais e individuais, bancos de investimentos, etc.". Somente mediante o entendimento do papel da contabilidade será possível orientar ações futuras, visando melhorar o conteúdo informativo da informação gerada pela contabilidade.

Nesse contexto, segundo Laurent (apud IUDÍCIBUS, 2000, p. 20) ressalta, a contabilidade pode ser o principal sistema de informação da entidade e que sua principal função é prover aos usuários informações úteis para tomada de decisões.

Favato e Silva (2008) relatam que, como já se sabe, a utilização de indicadores financeiros para avaliação do desempenho das empresas já é realizada há muito tempo. Usualmente, esses indicadores são utilizados para fazer comparações entre empresas ou mesmo entre unidades de uma mesma companhia. No entanto, a análise dos indicadores, geralmente, é realizada de forma individual e sequencial, ou seja, as análises são realizadas com base em comparações, por exemplo, indicadores de liquidez, que têm por objetivo

verificar quais são as melhores empresas com base em um padrão médio de liquidez. Após esta análise, outra é realizada.

Matarazzo (2004) apresenta três tipos básicos de avaliações de um índice:

1. **Avaliação intrínseca de um índice:** É possível, de maneira grosseira, avaliar índices pelo seu significado intrínseco. Por exemplo, pode-se tentar qualificar a situação financeira de uma empresa com base no índice de liquidez Corrente: se apresentar valor de 1,5 sabe-se que para cada cruzeiro de dívida em curto prazo há 1,5 de investimento em curto prazo. A folga de 50% pode ser considerada suficiente como margem de segurança à empresa; essa conclusão é feita ou por intuição do analista ou por ter trabalhado em empresas que conseguiram operar bem com esse nível de Liquidez Corrente.
2. **Comparação dos índices no tempo:** A comparação dos índices de uma empresa com os valores observados nos anos anteriores revela-se bastante útil por mostrar tendências seguidas pela empresa. Por exemplo: se por um lado uma empresa pode endividar-se mais a cada exercício e, simultaneamente, apresentar aumento de sua rentabilidade, por outro lado pode ocorrer redução dos índices de liquidez. Essas informações permitem ao analista formar uma opinião a respeito de diversas políticas seguidas pela empresa, bem como das tendências que estão sendo registradas. É fundamental em qualquer avaliação que os índices sejam analisados conjuntamente.
3. **Comparação com padrões:** A avaliação de um índice e a sua conceituação como “ótimo”, “bom”, “satisfatório”, “razoável” ou “deficiente” só pode ser feita através da comparação com padrões. Não existe o “bom” ou o “deficiente” em sentido absoluto. O bom só é bom em relação a outros elementos. O melhor jogador de futebol do selecionado da Manchúria poderá ser um péssimo jogador se comparado a jogadores do Brasil. Assim, é preciso definir um conjunto (universo) e, em seguida, comparar um elemento com os demais do conjunto para atribuir-lhe determinada qualificação. Esse é um processo natural do raciocínio humano onde todas as avaliações são feitas por comparações, ainda que quase nunca tabuladas metodologicamente (daí as divergências de opiniões). É importante, ao fazer a comparação, saber se um índice é: quanto “maior”, “melhor”, ou quanto “menor”, “pior”.

Matarazzo (2007, p 148) relata ainda que "Os índices servem de medida dos diversos aspectos econômicos e financeiros das empresas. Assim como um médico usa certos indicadores, como pressão e temperatura, para elaborar o quadro clínico do paciente, os índices financeiros permitem construir um quadro de avaliação da empresa".

Dessa forma, essa pesquisa tenta, através dos indicadores financeiro-econômicos, do método de comparação de padrões para avaliação dos índices e do índice padrão sugerido por Matarazzo (2004), desenvolver modelos estatísticos alternativos na tentativa de avaliar o desempenho das empresas manufatureiras com capital aberto.

Diante desse cenário, será que a aplicação de técnicas estatísticas poderá possibilitar a avaliação do desempenho das empresas de forma a diferenciá-las das demais? Será que ela pode tornar-se uma ferramenta alternativa de “grande” utilidade?

Então, um dos objetivos do presente trabalho é desenvolver através da análise estatística multivariada, modelos estatísticos fundamentados em indicadores contábeis que avaliem o desempenho das empresas com capital aberto.

## 2. Revisão da Literatura

O grande interesse por parte dos investidores sobre a situação das empresas em um determinado momento do mercado tem atraído a atenção dos grandes pesquisadores.

Altman e et.al (1979) desenvolveram um modelo de análise discriminante para prever problemas financeiros em empresas do setor industrial. Identificaram vinte e três empresas com sérios problemas financeiros e trinta e cinco empresas sem problemas financeiros.

Das cinquenta e oito empresas contidas nas duas amostras utilizadas, sete foram mal classificadas pelo modelo de Altman, resultando em uma precisão global de 88,00%.

No mesmo trabalho Altman e et.al (1979, p. 20) descreveram a importância da estatística multivariada e citaram outros trabalhos com o objetivo de avaliar e prever o desempenho de empresas com as seguintes palavras:

“A análise discriminante é uma técnica estatística multivariada, que tem sido utilizada em diversas disciplinas desde sua primeira aplicação na década de 1930 (Fischer, 1936). Embora não seja tão conhecida, ou tão frequentemente empregada como as técnicas de regressão, a análise discriminante, tem sido recentemente usada, com frequência crescente, nas áreas de finanças e economia. Em particular, modelos de previsão de insolvência têm sido construídos, nos últimos dez anos, usando análise discriminante linear, por Altman (empresas manufatureiras, 1968), Meyer e Pifer (bancos, 1970), Edmister (pequenas empresas, 1972), Deakin (indústria manufatureira, 1972, 1977), Altman e Lorriss (corretoras de investimentos, 1976), Altman, Haldeman e Narayanan (empresas manufatureiras e comerciais, 1977) e Altman (associações de poupança e empréstimo, 1977), entre outros.”

Sanvicente e Minardi (1998), em caráter exploratório produziram um modelo de análise discriminante para prever possíveis empresas “concordatárias” e “não concordatárias”. O modelo contou com uma amostra de noventa e duas empresas com ações negociadas na Bovespa, dentre as quais quarenta e seis tiveram ações negociadas como concordatárias no período de 1986 e 1998. O modelo discriminante fez a classificação correta em 80,20% dos casos para um ano antes da concordata, 75,60% dos casos para dois anos e 59,50% para três anos.

Scarpel e Milioni (2000) através da regressão logística, e também com o objetivo de prever insolvências e avaliar a situação financeira das empresas, selecionaram sessenta empresas, nas quais vinte e oito insolventes e trinta e duas solventes. O modelo alcançou uma eficiência global de 86,70%, sendo que apenas oito dessas sessenta empresas foram classificadas de forma errada.

Pereira, Pedrosa e Ramos (2006), aplicando a análise fatorial e a análise discriminante, estimaram empiricamente uma equação com corte simultâneo de previsão de desempenho das empresas do setor energético no Brasil. Foram selecionadas quarenta empresas, dentre vinte insolventes e vinte solventes, o modelo classificou corretamente trinta das quarenta empresas selecionadas, obtendo um percentual de acerto de 72,50%.

Hein e et.al (2007) desenvolveram um modelo de análise discriminante dos indicadores de desempenho de empresas listadas na Bovespa, no setor de consumo cíclico, subsector tecidos, vestuários e calçados, segmentando fios e calçados. Partindo dos principais indicadores de desempenho tradicionais estudados na literatura, selecionaram uma amostra de vinte e sete empresas e obtiveram um modelo discriminante com precisão global de 96,30%.

Guimarães e Moreira (2008) também propuseram um modelo de insolvência baseado em indicadores contábeis com o uso de análise discriminante, o modelo proposto apresentou um índice de acerto de 88,60%.

Diante deste contexto, este trabalho tem o propósito de verificar, através dos indicadores tradicionais, como, “Índices de Liquidez” (Seca, Corrente e Geral), “Estrutura do Capital” (Capital de Terceiros, Imobilização do Patrimônio Líquido e Imobilização dos Recursos não Correntes), “Rentabilidade” (Giro do Ativo, Margem Líquida, Rentabilidade do Ativo e Rentabilidade do Patrimônio Líquido), “Índices da Bolsa” (Lucro por Ação, Valor Patrimonial por Ação e Vendas por Ação), “Índices de Prazos” (Prazo Médio de Estocagem, Prazo Médio de Recebimento, Prazo Médio de Fornecedor, Ciclo Financeiro e Ciclo Operacional) e “Outros Índices” (como Margem operacional, Margem EDITDA corresponde ao Lucro antes dos Juros, Imposto de Renda, Depreciação e Amortização Margem Bruta, Grau de Alavancagem Financeira, Grau de Alavancagem Operacional e Dívidas de Curto Prazo sobre o Endividamento Geral), se os modelos serão capazes de prever os desempenhos financeiros das empresas.

### 3. Metodologia

A metodologia utilizada neste trabalho teve caráter exploratório, pois foram realizados em área na qual há poucos conhecimentos acumulados e sistematizados (Vergara, 2004). Para o desenvolvimento do modelo de pesquisa, foram selecionados vinte e quatro indicadores econômico-financeiros. Através do índice de desempenho sugerido por Matarazzo (2007) foi possível classificar as empresas em “eficientes” e “ineficientes” no setor de indústrias manufatureiras. A análise fatorial permitiu configurar as variáveis explicativas que melhor qualificaram o modelo, colocando-as em grupos de explicação que melhor captaram os efeitos dos diversos indicadores econômico-financeiros. Ou seja, foram utilizados fatores para compor as variáveis explicativas do modelo. Esses fatores são fruto de agrupamentos de indicadores.

Os indicadores contábeis, em conjunto com os métodos estatísticos e matemáticos, buscaram estabelecer a possibilidade de previsão do desempenho das empresas. Segundo Matarazzo (2003, p. 147) o "índice é a relação entre contas ou grupo de contas das demonstrações financeiras, que evidencia determinado aspecto da situação econômica ou financeira de uma empresa".

A **Tabela 1**, a seguir, apresenta os indicadores escolhidos e coletados na amostra. Tais indicadores referem-se à série de 2004 a 2007.

Tabela 1. Indicadores Econômico-Financeiros

SIGLA	DESCRIÇÃO
ML	Margem Líquida
LC	Liquidez Corrente
CT	% de Capital de Terceiros
IPL	Imobilização do Patrimônio Líquido
LG	Liquidez Geral
LS	Liquidez Seca
ROA	Rentabilidade do Ativo
GA	Giro do Ativo
DCP	Dívidas de Curto Prazo sobre o Endividamento Geral

MO	Margem Operacional
MB	Margem Bruta
ROI	Rentabilidade do Patrimônio Líquido
ME	Margem EDITDA
LPA	Lucro por Ação
PME	Prazo Médio de Estocagem
PMR	Prazo Médio de Recebimento
PMF	Prazo Médio de Fornecedor
GAF	Grau de Alavancagem Financeira
GAO	Grau de Alavancagem Operacional
VPA	Valor Patrimonial por Ação
VA	Vendas por Ação
IRNC	Imobilização de recursos Não Correntes
CFIN	Ciclo Financeiro
COPE	Ciclo Operacional

Fonte: Elaborada pelos autores.

A base de dados foi coletada do software Economatica®, de onde foram extraídos vinte e quatro indicadores contábeis anuais de cento e quarenta empresas do setor de indústrias manufatureiras, no período compreendido, entre 2004 a 2007. Após coletados os dados, foram computadas as médias de cada indicador na série. A amostra coletada continha empresas que possuíam menos de 50% dos dados necessários, as quais foram excluídas, restando cento e vinte empresas para realização do estudo.

A análise discriminante e a regressão logística são técnicas multivariadas, que permitem avaliar o grau de relação entre as variáveis dependentes e independentes, Hair (2005). Com tais técnicas, foi possível desenvolver modelos estatísticos, para analisar os indicadores econômico-financeiros, a fim de identificar as empresas “eficientes” e “ineficientes” com capital aberto na BOVESPA no setor de indústrias manufatureiras.

Para classificar as empresas em “eficientes” e “ineficientes”, foi aplicado o conceito apresentado por Matarazzo (2007).

Por meio das demonstrações financeiras é possível pontuar cada indicador individualmente, e quando analisados em conjunto eles permitem avaliar e comparar os desempenhos das empresas de um mesmo setor. No caso de indicadores “quanto maior, melhor”, pode-se atribuir nota “um” ao índice “menor ou igual ao segundo decil”, nota “dois”, para “maior do que segundo decil e menor ou igual quarto decil”, nota “três”, para “maior do que o quarto decil e menor ou igual ao sexto decil”, nota “quatro” para “maior do que o sexto decil e menor ou igual ao oitavo decil” e nota “cinco”, para “maior do que o oitavo decil”. No caso dos índices “quanto menor, melhor”, aplica-se o mesmo raciocínio de forma inversa.

Cada empresa recebeu uma pontuação para cada indicador, calculou-se a soma das pontuações dos indicadores para as empresas. Através desta pontuação, identificaram-se os “decís”.

Empresas que se encontravam “abaixo ou igual ao segundo decil” foram classificadas como “péssimas”, “acima do segundo decil e abaixo ou igual ao quarto decil”, foram classificadas como “fracas”, “acima do quarto decil e abaixo ou igual ao sexto decil” foram

classificadas como “satisfatórias”, “acima do sexto decil e abaixo ou igual ao oitavo decil” foram classificadas como “boas” e “acima do oitavo decil” foram classificadas como “ótimas”.

Um total de cento e vinte empresas formou a amostra, sendo que quarenta e uma delas foram classificadas como “eficientes”, pois, foram qualificadas como “boas” ou “ótimas”, quarenta e sete foram classificadas como “ineficientes”, pois, foram qualificadas como “péssimas” ou “fracas”. As trinta e três empresas restantes foram qualificadas como “satisfatórias” e foram desconsideradas no estudo.

Utilizando o modelo de Matarazzo (2007, p.187) qualificaram-se as empresas em “eficientes” e “ineficientes”. Como as empresas classificadas como “satisfatórias” não foram consideradas no estudo, a amostra reduziu-se para oitenta e oito empresas. Essa amostra foi particionada ou dividida aleatoriamente em duas, as quais foram utilizadas na análise e validação do modelo. Na amostra da análise, com quarenta e oito empresas, vinte e uma empresas eram “eficientes” e vinte e sete empresas eram “ineficientes” e na amostra de validação, com quarenta empresas, vinte empresas eram “eficientes” e vinte empresas eram “ineficientes”.

#### **4. Análise Multivariada**

Hair (2005, p 26) definiu a análise Multivariada como sendo formada por todos os métodos estatísticos que simultaneamente analisam múltiplas medidas sobre cada individuo ou objeto sob investigação. Qualquer análise simultânea de mais de duas variáveis de certo modelo pode ser considerada uma análise multivariada. Nesse estudo foram abordados os seguintes métodos multivariados: Análise Fatorial, Análise Discriminante e Regressão Logística.

##### **4.1. Análise Fatorial**

A técnica de análise fatorial tem como propósito essencial descrever, se possível, as relações de covariância entre diversas variáveis em função de um número menor de quantidades aleatórias denominadas de fatores. Sob o modelo fatorial, cada variável resposta é representada por uma função linear de uma pequena quantidade de fatores comuns, não observáveis, e de uma única “variável latente” específica. Os fatores comuns geram as covariâncias entre as variáveis observadas e os termos específicos contribuem somente para as variâncias de suas respostas relacionadas. Os coeficientes dos “fatores comuns” não são restritos à condição de “ortogonalidade”, o que confere um caráter de generalidade, apesar de se exigir normalidade dos dados e a determinação, a priori, do número de fatores.

##### **4.2. Análise Discriminante**

Segundo Mingoti (2005, p. 213) comenta, a análise discriminante pode ser uma técnica utilizada para classificação de elementos de uma amostra ou população em grupos distintos. Para a sua aplicação, é necessário que os grupos para os quais cada elemento amostral pode ser classificado, sejam predefinidos, ou seja, conhecidos a priori considerando-se suas características gerais. Este conhecimento permite a elaboração de uma função matemática, chamada de regra de classificação ou discriminação, que é utilizada para classificar novos elementos amostrais nos grupos já existentes.

### 4.3. Regressão Logística

A análise “Logit” ou regressão logística consiste em uma técnica estatística utilizada para descrever por meio de ponderações, a relação entre diversas variáveis independentes e uma variável dependente cuja resposta permita estabelecer a probabilidade de ocorrência de determinado evento e a importância das variáveis para esse evento. Assim, o objetivo da regressão logística é encontrar uma função matemática formada por meio da ponderação das variáveis (HAIR et al 2005).

Ela é comumente utilizada para a análise de dados com respostas binárias ou dicotômicas e consiste em relacionar, através de um modelo, a variável resposta (variável dependente binária) com fatores que influenciam ou não a probabilidade de ocorrência de determinado evento (variáveis independentes).

Neste estudo, um dos interesses é a obtenção de um modelo logístico onde a variável dependente é a classificação das empresas como “eficientes” ou “ineficientes”, e as variáveis independentes são os fatores obtidos na análise fatorial.

## 5. Análise e Tratamento dos Dados

Coletada a amostra de cento e vinte (120) empresas, com vinte e quatro (24) indicadores econômico-financeiros de cada uma delas, e motivados pela alta “colinearidade” existente entre esses indicadores, utilizou-se a Análise Fatorial com o intuito de tentar passar de um patamar de grande número de indicadores para um patamar com número menor de “fatores” utilizados, de forma que fosse também possível explicar uma quantidade “máxima” da variabilidade total existente nos dados. Em paralelo, calculou-se o “índice de desempenho” apresentado por Matarazzo (2007, p. 187) para classificar as empresas em “eficientes” e “ineficientes”.

A partir dos “fatores” obtidos e dos grupos de empresas definidos, desenvolveu-se os modelos de análise discriminante e de regressão logística. Durante todo o processo de seleção das variáveis, tratamento dos dados e estimação dos modelos de classificação das empresas foi utilizado os Softwares “Microsoft Excel 2007”, “pacotes” estatísticos “SPSS 11.5” e “R”.

## 6. Resultados da Pesquisa

Para verificar se os dados são adequados a uma análise fatorial, foram utilizados dois testes estatísticos. O primeiro, o teste de “esfericidade de Bartlett”, que testa a presença de correlações entre as variáveis. Ele fornece a probabilidade estatística de que a matriz de correlação tenha correlações significativas entre pelo menos algumas das variáveis Hair (2005, p.98). O segundo, o teste “Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)”, que fornece uma medida para quantificar o grau de “intercorrelações” entre as variáveis, esse índice varia de “zero” a “um”, alcançando o valor “um” quando cada variável é perfeitamente prevista sem erro pelas outras variáveis Hair (2005, p.98).

Analisando-se a **Tabela 2** seguinte, em relação ao primeiro teste, verificou-se um p-valor (significância) de 0,00%, ou seja, indicando a presença de correlações entre as variáveis. E em relação ao segundo teste, a estatística KMO com valor de 0,514. Hair (2005, p. 98) comente que a estatística de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) “menor ou igual a 0,50 é ruim, mas aceitável a partir desse valor”. Portanto, as medidas indicam que o conjunto de variáveis é adequado à análise fatorial.

Tabela 2. Resumo teste KMO e Bartlett's.

Kaiser-Meyer-Olkin	0,51
Bartlett's Qui-quadrado	4085,34
gl	276
p-valor	0,00

Fonte: Elaborada pelos autores.

A “rotação dos fatores” é feita com a finalidade de melhor definir as relações entre as “variáveis” e os “fatores” obtidos. A rotação pode ser, por exemplo, “ortogonal” ou “oblíqua”, ou seja, os eixos (fatores) podem ser “rotacionados” de maneira a preservar a independência entre os fatores obtidos ou não. Na rotação ortogonal, os métodos mais comumente utilizados são o “*Quartimax*” e o “*Varimax*”. Neste trabalho, utilizou-se o método “*Varimax*”.

A **Tabela 3** apresenta os fatores obtidos, para as 120 empresas consideradas, sem e com a rotação “*Varimax*”, e apresenta também os percentuais da variância total explicada por cada fator e da variância explicada total acumulada. Para a definição dos fatores, usou-se o critério de se considerar apenas aqueles com autovalor maior do que “um” e cargas fatoriais iguais ou superiores a 0,70. Assim, os sete primeiros fatores explicam 76,07% da variabilidade total de todas as variáveis utilizadas, sendo então bastante significativos.

Tabela 3. Resumo para extração dos fatores componentes

Fatores	Não-rotacionada			Rotação Varimax		
	$\lambda$	% Var.	% Var. Acum.	$\lambda$	% Var.	% Var. Acum.
1	3,92	16,33	16,33	6,58	14,93	14,93
2	2,64	15,17	31,50	3,08	12,84	27,77
3	2,84	11,82	43,31	2,93	12,21	39,98
4	2,44	10,16	53,47	2,47	10,29	50,27
5	2,09	8,73	62,20	2,43	10,13	60,40
6	1,75	7,30	68,50	1,98	8,23	68,63
7	1,58	6,57	76,07	1,73	7,19	76,07

Fonte: Elaborada pelos autores.

Avaliando a **Tabela 4**, observa-se o agrupamento de vinte e três (23) indicadores econômico-financeiros, onde apenas três indicadores foram desconsiderados: “Dívidas de Curto Prazo sobre o Endividamento Geral (DCP)”, “Giro do Ativo (GA)” e “Grau de alavancagem Operacional (GAO)”, os demais foram agrupados em fatores com correlação significativa entre si.

Tabela 4. Resultados da extração dos fatores

Fator	Sigla	Indicador	% Var.	% Var. Acumulada
1	PME	Prazo Médio de Estocagem	14,93	14,93
	PMR	Prazo Médio de Recebimento		
	COPE	Ciclo Operacional		
2	LC	Liquidez Corrente	12,84	27,77
	LG	Liquidez Geral		
	LS	Liquidez Seca		
3	ML	Margem Líquida	12,21	39,98
	MO	Margem Operacional		
	ME	Margem EDITDA		
	MB	Margem Bruta		

4	LPA	Lucro por Ação		
	VPA	Valo Patrimonial por Ação	10,29	50,27
	VA	Vendas por Ação		
5	ROE	Rentabilidade do Patrimônio Líquido		
	GAF	Grau de Alavancagem Financeira	10,13	60,40
	IRNC	Imobilização de Recursos não correntes		
6	CT	Capital de Terceiros	8,23	68,63
	ROA	Rentabilidade do Ativo		
7	PMF	Prazo Médio de Fornecedor	7,19	76,07
	CFIN	Ciclo Financeiro		

Fonte: Elaborada pelos autores.

Os fatores obtidos se apresentaram relacionados com os seguintes indicadores: “Ciclo Operacional (fator 1)”, “Liquidez (fator 2)”, “Margem de Lucro (fator 3)”, “Ações (fator 4)”, “Estrutura de Capital (fatores 5 e 6)” e “Ciclo Financeiro (fator 7)”. Em muitos fatores os agrupamentos obtidos não estão condizentes com estudos empíricos realizados. Isso pode ter sido causado pelo excesso de indicadores coletados.

Matarazzo (2007, p. 148) comenta sobre excesso de índices: "Que a quantidade de índices que deva ser utilizada na análise depende exclusivamente da profundidade que se deseja da análise. A análise de índices é do tipo que começa muito bem e vai perdendo fôlego à medida que se acrescentam novos índices".

## 7. Análises dos Modelos

### 7.1. Modelo Discriminante

O objetivo da análise discriminante nesse estudo consiste em, através dos fatores obtidos na análise fatorial, classificar as empresas em seus devidos grupos (“eficientes” e “ineficientes”). As principais suposições que envolvem a construção da função discriminante são a necessidade de “normalidade” das variáveis independentes e a ausência de “multicolinearidade” entre elas. Em relação ao problema de “multicolinearidade”, ele foi superado na construção e rotação dos fatores, através da análise fatorial usando rotação “Varimax”, porém os fatores obtidos não se apresentavam “normalmente distribuídos”. No entanto, os “tamanhos dos grupos” são muito próximos e de bom tamanho, o que “minimiza” a necessidade de normalidade das variáveis independentes.

Sendo assim, as suposições foram parcialmente atendidas pelas metodologias utilizadas e decidiu-se pela aplicação do modelo de classificação. A **Tabela 5** apresenta as médias e os desvios-padrão dos fatores, onde é possível identificar o perfil dos dois grupos (por exemplo, através das maiores diferenças nas médias). Informa também a estatística-teste “M de Box” que após verificar as matrizes de covariância dos grupos, elas são consideradas estatisticamente iguais, ou seja, a hipótese nula do teste é aceita.

Tabela 5. Estatística Descritiva de Grupos e Testes de Igualdade para Análise

Variável dependente	Médias de grupos para os fatores							n
	1	2	3	4	5	6	7	
Ineficiente	282,55	1,96	-166,91	19,95	-68,52	-336,76	301,96	27
Eficiente	258,07	5,49	55,69	69,07	-30,93	-37,71	-68,58	21
Total	271,84	3,51	-69,52	41,44	-52,07	-205,92	139,85	48
Desvio-padrão para os fatores								
Ineficiente	204,92	1,81	353,47	79,2	99,61	679,7	1513,03	
Eficiente	137,19	3,88	35,2	128,58	26,12	33,97	58,12	
Total	177,17	3,37	286,53	105,41	78,32	527,77	1141,2	
Testes para igualdade das médias de grupos								
Lambda de Wilks	0,99	0,72	0,89	0,95	0,94	0,92	0,97	
F-univariada	0,22	17,42	8,23	2,66	2,83	4,04	1,25	
p-valor	0,64	0,00	0,01	0,11	0,10	0,05	0,27	
Teste de M de Box								
M de Box	369,05							
F aproximado	10,96							
gl 1	28,00							
gl 2	6443,57							
p-valor	0,00							

Fonte: Elaborada pelos autores.

A **Tabela 5** também exibe o teste "Lambda de Wilks" e "teste F" (Analysis of Variance), ambos avaliam a significância do teste para as diferenças nas médias das variáveis independentes (fatores) para os dois grupos. Os resultados indicam que pelo menos dois, talvez três, entre os sete fatores apresentaram diferenças significativas para fazer parte do modelo.

Na **Tabela 6**, apresenta-se a estatística "Lambda de Wilks", depois de estimada a função discriminante e avalia-se o nível de significância do modelo, com a função estimada sendo considerada altamente significativa (0,00%) e a correlação canônica de 0,67, que informa o quanto a variável dependente pode ser representada ou explicada pelo modelo, neste caso, 45,0%.

Tabela 6. Estatística do modelo discriminante.

Função	Autovalor	% Variância		Correlação Canônica	Lambda de Wilks	Qui-quadrado	gl	p-valor
		Função	Cumulativo					
1	0,82	100	100	0,67	0,45	33,16	7	0,00

Fonte: Elaborada pelos autores.

Na **Tabela 7**, apresentam-se os coeficientes padronizados e não padronizados da função discriminante canônica. Os padronizados são importantes para interpretar a contribuição das variáveis independentes (fatores) para a função. Fatores com coeficientes maiores contribuem mais para o poder discriminatório do que fatores com coeficientes menores. Nota-se que a "Liquidez (fator 2)" é o que mais contribui, em segundo lugar tem-se o fator "Ciclo Operacional (fator 1)" e assim segue-se até verificar-se a contribuição do último fator. Desse modo, os coeficientes padronizados auxiliam na avaliação geral do modelo discriminante. Já os coeficientes não padronizados são utilizados para calcular os escores. Apresenta-se também a "matriz estrutural", onde são consideradas as "cargas discriminantes", que medem a correlação linear simples entre cada variável independente (fatores) e a função discriminante e auxiliam na avaliação do ajuste geral do modelo.

Tabela 7. Estatística do modelo discriminante para dois grupos.

Coeficiente da Função Discriminante Canônica			Matriz estrutural	
Fatores	Padronizado	Não padronizado	Cargas da função discriminante	
1	-0,60	0,00	2	0,67
2	1,06	0,36	3	0,49
3	0,47	0,00	6	0,32
4	-0,16	0,00	4	0,25
5	0,39	0,01	7	-0,19
6	0,13	0,00	5	0,16
7	0,09	0,00	1	-0,03
Constante		0,03		

  

Coeficiente da função de classificação			Média de grupo (Centroides) de Funções discriminantes canônicas	
Fatores	Ineficiente	Eficiente	Fatores	Centroides
1	0,02	0,01	Ineficiente	-0,78
2	0,06	0,71	Eficiente	1,01
3	0,00	0,00		
4	-0,01	-0,01		
5	0,00	0,02		
6	0,00	0,00		
7	0,00	0,00		
Constante	-3,15	-3,54		

Fonte: Elaborada pelos autores.

Na **Tabela 8**, apresentam-se os resultados da matriz de classificação, que corrobora para a validação da função discriminante.

O procedimento é o seguinte: reclassificam-se as empresas nos grupos, através dos escores discriminantes obtidos pela função, comparando-os com o “escore de corte” calculado pelos “centroides” e os “tamanhos das amostras” dos grupos. Empresas com escores menores ou iguais ao “escore de corte” foram classificadas como “INEFICIENTES”, e empresas com escores maiores do que o “escore de corte” foram classificadas como “EFICIENTES”.

Portanto, além do modelo ter reclassificado corretamente 87,50% das empresas na amostra de análise e 85,00% na amostra de validação, apresentou os fatores relacionados, “Liquidez”, “Margem” e “Lucro”, como os principais indicadores de avaliação de desempenho das empresas com capital aberto na BOVESPA no grupo de indústrias manufatureiras.

Tabela 8. Classificação do Modelo Discriminante para Amostra de Análise e Validação

mostra de Análise				
Grupo Real	n	Eficiente	Ineficiente	Total
Eficiente	21	19 (90,48%)	2 (9,52%)	21
Ineficiente	27	4 (14,81%)	23 (85,19%)	27
Total	48	23	25	48

  

Amostra de Validação				
Grupo Real	n	Eficiente	Ineficiente	Total
Eficiente	20	18 (90,00%)	2 (10,00%)	20
Ineficiente	20	4 (20,00%)	16 (80,00%)	20
Total	40	22	18	40

Fonte: Elaborada pelos autores.

## 7.2. Modelo Logístico

Com o objetivo, não muito diferente do modelo de análise discriminante, a regressão logística é uma ferramenta alternativa, para situações em que a variável dependente é binária, mas com uma significativa diferença, a não exigência de normalidade das variáveis independentes. Agora, o interesse está em um modelo logístico, onde a variável dependente é a classificação das empresas em “eficientes” ou “ineficientes”, e as variáveis independentes são os fatores obtidos através da análise fatorial.

Tabela 9. Estatísticas do Modelo Logístico.

Medidas de ajuste		Valor	Qui-quadrado	gl	p-valor	
- 2 log verossimilhança (-2LL)		0,00	65,79	7,00	0,00	
R de Cox e Snell		0,75				
R de Nagelkerke		1,00				
Hosmer e Lemeshow			0,00	7,00	1,00	
Fatores	Beta	S.E.	Wald	gl	p-valor	Exp(B)
1	-0,30	13,46	0,00	1,00	0,98	0,74
2	3,80	669,48	0,00	1,00	1,00	44,90
3	1,07	85,53	0,00	1,00	0,99	2,02
4	0,03	15,79	0,00	1,00	1,00	1,03
5	0,01	37,99	0,00	1,00	1,00	1,01
6	-0,16	63,99	0,00	1,00	1,00	0,85
7	-0,29	115,77	0,00	1,00	1,00	0,75
Constante	12,24	4232,57	0,00	1,00	1,00	207416,73

Fonte: Elaborada pelos autores.

O modelo regressão logístico, quando bem ajustado, apresenta um valor pequeno da estatística “-2 x log da verossimilhança”. Pelos resultados apresentados na **Tabela 9**, obtivemos um ajustamento considerado significativo. Os valores das estatísticas “ $R^2$  de Cox & Snell” e “ $R^2$  de Nagelkerke” quanto mais elevados, melhor se ajusta o modelo. Como se podem observar na **Tabela 9**, esses valores são significativos.

A medida “Hosmer & Lemeshow” de ajuste geral, é um teste estatístico que indica se não houve diferença estatisticamente significativa entre as classificações “observadas” e “previstas” para o modelo estimado. Analisando-se os resultados da estatística-teste na **Tabela 9**, nota-se que a medida apresentou-se não significativa, ou seja, não apontou diferença na classificação dos valores observados e previstos. Isso significa que o modelo, em geral, funcionou de acordo com a realidade a que se propôs.

Observe-se que, uma aparente vantagem ou favorecimento ao modelo de regressão logística, pela forma de construção das variáveis envolvidas, não se confirmou na prática, já que, conforme a **Tabela 9**, os “fatores 4 e 5” não foram considerados significativos e os “fatores 1, 6 e 7” podem ser considerados “pouco significativos”. Estes resultados levam à conclusão de que as significâncias dos “fatores 2 e 3” são as maiores responsáveis pela adequação global do modelo logístico.

## 7.3. Comparação dos Modelos

Ao comparar o modelo discriminante com o modelo logístico, nota-se que o primeiro, apresentou uma diferença inferior quanto ao percentual de acertos na amostra de análise, com 87,50% no primeiro modelo e de 100,00% no segundo modelo.

Isso pode ter sido causado pela violação da suposição de normalidade, necessária no primeiro modelo, para as variáveis independentes (fatores). Isso não ocorre no segundo modelo.

Tabela 10. Comparação dos Modelos

Modelo	Amostra	
	Análise	Validação
Discriminante	87,50%	85,00%
Logístico	100,00%	90,00%

Fonte: Elaborada pelos autores.

No entanto, quando se compara os resultados apurados na amostra de validação, os percentuais de acertos foram muito próximos, 85,00% no primeiro modelo e 90,00% no segundo. Portanto, os dois métodos podem ser utilizados como alternativas de avaliação de desempenho de empresas com capital aberto, com o modelo logístico apresentado vantagens em relação ao modelo discriminante, além da não exigência da “normalidade” dos fatores.

## 8. Considerações Finais

A análise das demonstrações contábeis visando obter informações analíticas e mais precisas sobre a situação econômica e financeira das empresas, conforme destacado na revisão da literatura, vem sendo utilizado com bastante frequência pelos estudiosos e profissionais da área. O objetivo deste estudo foi o de aplicar o “índice de desempenho” para classificar as empresas em “eficientes” e “ineficientes”, e mostrar que a análise fatorial contribui significativamente na evidencição dos indicadores relevantes na análise de desempenho das empresas e propor os modelos discriminante e de regressão logística como alternativas de classificação para a análise de desempenho financeiro das empresas.

Os resultados obtidos, tanto para o modelo discriminante quanto para o logístico, não foram muito distintos, com acerto de 87,50% e 100,00% na amostra de análise e 85,00% e 90,0% na amostra de validação, respectivamente. É importante destacar que qualquer técnica de previsão é passível de erros. Na literatura pesquisada, grande parte dos modelos discutidos, apresentou resultados próximos aos modelos desenvolvidos nesse estudo, havendo diferenças apenas nas metodologias aplicadas.

As proximidades dos resultados alcançados levam à seguinte conclusão: Análise Fatorial, Análise Discriminante e Regressão Logística quando utilizadas em conjunto são ferramentas capazes de captar boa parte dos diferentes efeitos dos indicadores econômico-financeiros das empresas, possibilitando um maior poder de explicação desses indicadores no desempenho das mesmas.

Para trabalhos futuros, é recomendável a experimentação de outras técnicas de classificação (multivariadas também) com esse tipo de dados para uma comparação dos seus resultados com os resultados atuais.

## 9. Referências

- ALMEIDA, C. F; DUMONTIER, P. O uso de redes neurais em avaliação de riscos de inadimplência. **Revista de Administração**, São Paulo v. 31, p. 52-63, janeiro/março, 1996.
- ALTMAN, I. E.; BAIKA, N. K; DIAS, N. K. Previsão de problemas financeiros em empresas. **Revista de Administração de Empresas**, Rio de Janeiro, n. 19, p. 17-28, 1979.
- ASSAF, N. A. **Estrutura e Análise de Balanços**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 1983.

BOFF, L. M.; BASTOS, C. E.; ISHIKURA, R. E. Análise dos indicadores econômico-financeiros relevantes para avaliação setorial, XXVIII Encontro nacional de engenharia de produção, Outubro 2008, Rio de Janeiro.

DANTAS, F. R.; DESOUSA, A. S. Modelo de risco e decisão de crédito baseado em estrutura de capital com informação assimétrica. **Pesquisa Operacional**, v. 28, n.2, p. 263-284, maio/agosto, 2008.

FAVATO, V.; Performance de Indicadores Financeiros de Seguradoras no Brasil: Uma análise de componentes principais. **Fundação Getúlio Vargas**, São Paulo, 2008.

FIQUEIRA, V. C. **Modelo de Regressão Logística**. Dissertação (Mestrado em Matemática). Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Instituto de Matemática Programa de Pós-Graduação em Matemática, 2006.

GUIMARÃES, A.; MOREIRA, S. B. T. Um modelo baseado em índices contábeis com utilização da análise discriminante. **Revista Econômica Contemporânea**, Rio de Janeiro, v.12, n.1, p. 151-178, janeiro/Abril, 2008.

HEIN, N.; SOUZA, C.; BEUREN, M. I. Análise Discriminante dos Indicadores de Desempenho de Empresas listadas na Bovespa. **SPOLM**, novembro, 2007.

HEIN, N.; BEUREN, M. I.; CARDOSO, J. N. Prevenção da Inadimplência de Empresas Industriais pela Concessão de Crédito por meio da Análise Multivariada. **SPOLM**, novembro, 2007.

HAIR, J. F. Jr. et al. **Análise Multivariada de Dados**. 5.ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied Multivariate Statistical Analysis**. 4nd ed. New Jersey: Prentice Hall, 1988.

KASSAI, R. J. KASSAI, S. Desvendando o Termômetro de Insolvência de Kanitz. **ENANPAD**, Foz do Iguaçu/PR, 1988.

LAURENT, L. **A Relevância dos Indicadores Contábeis para Estimativa de Retorno das Ações Negociadas na Bovespa: Um Estudo Empírico no Setor de Metalurgia e Siderurgia**. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis). Fundação Instituto Capixaba de Pesquisa em Contabilidade, Economia e Finança – FUCAPE, 2004.

LOUZADA, L. C. **Relação entre Barreiras de Entradas e o Retorno Empresarial no Mercado a partir de Dados das Demonstrações Contábeis**. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis). Fundação Instituto Capixaba de Pesquisa em Contabilidade, Economia e Finança – FUCAPE, 2004.

MACEDO, S. A. M.; CORRAR, J. L. Análise de Desempenho Contábil-Financeiro no Setor Brasileiro de Siderurgia e Metalurgia: Aplicando Análise Hierárquica às Informações do ano de 2007. Disponível em :<<http://www.anpcont.com.br/site/docs/congressoIII/02/197.pdf>>

MARION, J. C. **Contabilidade Empresarial**. 8. ed. São Paulo: Atlas, 1998.

MATARAZZO, C. D. **Análise Financeira de Balanços: Abordagem Básica e Gerencial**. 6.ed. São Paulo: Atlas, 1998.

MINGOTI, S.A. **Análise de Dados Através de Métodos de Estatística Multivariada: uma abordagem aplicada.** Belo Horizonte: UFMG, 2007.

ONUSIC, M. L.; CASA NOVA, C. S. P.; SILVA, C. A.; HUMES, L. L. Estudo exploratório utilizando as técnicas de análise por envoltória de dados e redes neurais artificiais na previsão de insolvência de empresas. **FACEF PESQUISA**, v.9, n.2, 2006.

PEREIRA, O. A. F. A.; PEDROSA, C.; SANTOS, J.E. Modelo e Análise de Previsão de Desempenho pela Metodologia de Análise Multivariada de Dados: Um Estudo Empírico do Setor de Energia Elétrica. **Revista Contemporânea em Contabilidade**, v.1, n.5, p. 59-74, janeiro/junho, 2006.

SANVICENTE, A. Z.; MINARDI, F.A. **Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas**, outubro, 1998. Disponível em: <[econpapers.repec.org/paper/ibmfinlab/flwp5f2.htm](http://econpapers.repec.org/paper/ibmfinlab/flwp5f2.htm)>. Acesso em: 20 set. 2009.

SCARPEL, A. R.; MILIONI, Z.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.

SCARPEL, A. R. Modelos de Previsão de Insolvência: uma abordagem discriminante paramétrica e não paramétrica. **Simpósio de Pesquisa Operacional da Marinha**, Rio de Janeiro, 2003.

VIRGILLITO, B. S.; FAMA, R. Estatística Multivariada na Construção de Modelos para Análise do Risco de Crédito e Previsão de Insolvência de Empresas, Ano XIV, n.53, p. 105-118, abril/junho, 2008.