

# APLICAÇÃO DE TÉCNICAS ESTATÍSTICAS MULTIVARIADAS A INDICADORES CONTÁBEIS: UMA CONTRIBUIÇÃO DE EVIDENCIAÇÃO DAS MÉTRICAS CONTÁBEIS

*APPLICATION OF MULTIVARIATE STATISTICAL TECHNIQUES TO FINANCIAL INDICATORS: A CONTRIBUTION DISCLOSURE OF ACCOUNTING METRICS*

## ANTONIO FERNANDO PÊGO E SILVA

Doutor em Teoria de Controle e Estatística pela Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC/RJ). Professor do Departamento de Estatística do Centro de Ciências Exatas da Universidade Federal do Espírito Santos (UFES).

E-mail: pegoesilva@gmail.com

## LUIZ CLÁUDIO LOUZADA

Professor da Universidade Federal do Espírito Santo (UFES). E-mail: louzadalvi@yahoo.com.br

## JEAN PIERRE DAVID DE OLIVEIRA

Mestrando em Ciências Contábeis da Universidade Federal do Espírito Santo (UFES). E-mail: pierredavid@gmail.com

## MÁRCIO RODRIGUES DOS SANTOS SOUZA

Professor do Centro de Ensino Superior Fabra. E-mail: ma\_rsantos@yahoo.com.br

Endereço: Av. Estudante José Júlio de Souza, 1000/1202-B - Itaparica - Vila Velha - ES - CEP: 29.102-010

---

Recebido em: 04.05.2015. Revisado por pares em: 27.09.2015. Aceito em: 14.12.2015. Publicado em: 10.03.2016. Avaliado pelo sistema *double blind review*.

---

**Resumo:** A contabilidade, fonte de informações econômicas e financeiras de uma empresa, tem sido grande foco de estudos nos últimos anos. A análise do desempenho ou solvência das empresas, a partir dos indicadores contábeis, é um tema que presente no cotidiano dos diversos agentes econômicos, em particular os investidores, credores e entidades financeiras. 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. Dessa forma, essa pesquisa busca, por meio dos indicadores econômico-financeiros, desenvolver modelos estatísticos alternativos com o objetivo de contribuir para o estudo do desempenho financeiro das empresas manufatureiras com capital aberto. Por meio do banco de dados Economática® foi possível obter 24 indicadores de empresas do setor manufatureiro com ações negociadas na BM&FBovespa. O uso de análise fatorial possibilitou agrupar em sete fatores (indicadores) os índices econômico-financeiros considerados importantes, explicando 76,07% da variabilidade total dos dados. Após definidos os fatores mais importantes, aplicaram-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”. Os resultados evidenciados nesta pesquisa apresentam indícios de que os modelos multivariados podem ser empregados como métodos alternativos, para avaliar o desempenho das empresas com capital aberto.

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

**Abstract:** *The accounting, the source of economic and financial information of a company, have been major focus of research in recent years. The performance analysis or solvency of companies, from financial indicators, it is a theme present in the daily life of the various economic agents, particularly investors, lenders and financial institutions. However there are questions about reaching their objectives are still enough evident by its users in order to provide them with adequate information to make decisions (LAURENT, 2004, p.10). Therefore, this research attempts, through the financial and economic indicators, develop alternative statistical models in order to help assess the financial performance of manufacturing companies with publicly traded. By means of database Economática® was possible to obtain 24 indicators of the manufacturing sector companies with shares traded on the BOVESPA from 2004-2008. The use of factorial analysis allowed grouping into five factors (indicators) the financial ratios considered important, explaining 76.07% of total data variability. After defined the*

*most important factors, applied statistical techniques of discriminant analysis and logistic regression to identify which model is more effective in the classification of these companies as "efficient" and "inefficient". The results shown in this study, present evidence to the multivariate models can be used as alternative methods to assess the performance of companies with publicly traded.*

**Keywords:** *Economic and financial indicators. Factor analysis. Discriminant analysis. Logistic regression analysis.*

## 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).

Segundo Lopes (2002, p.7) “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 da informação gerada pela contabilidade.

Nesse contexto, segundo Iudícibus (2000) ressalta, a contabilidade pode ser o principal sistema de informação da entidade e sua principal função é fornecer aos usuários informações favoráveis para uma tomada de decisão mais assertiva. .

Favato e Silva (2008) relatam que 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); Pereira (2006) e Laurent (2004) apresentam três tipos básicos de avaliações de um índice: (i) Avaliação intrínseca de um índice; (ii) Comparação dos índices no tempo; e (iii) Comparação com padrões. Matarazzo (2004, p. 141) relata ainda que são utilizados na verificação para monitorar aspectos econômicos e financeiros das empresas. “Assim como um médico usa certos indicadores para diagnosticar um paciente [...] os índices financeiros permitem construir um quadro de avaliação da empresa”.

Dessa forma, essa pesquisa busca, por meio 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.

Busca-se, neste contexto, responder a seguinte pergunta: Quais técnicas estatísticas permitem – se possível – identificar quais indicadores originados das demonstrações contábeis são mais relevantes para avaliar o desempenho das empresas manufatureiras com capital aberto?

O objetivo deste estudo consiste em aplicar o índice de desempenho das empresas para classificá-las como “eficientes” e “ineficientes”, tendo como base os indicadores econômico-financeiros, e posteriormente, aplicar as técnicas de análise estatística multivariada para evidenciar grupos de indicadores relevantes contidos nas demonstrações contábeis, que possibilita reclassificá-las como “eficientes” e “ineficientes”, destacando os grupos de indicadores relevantes.

Espera-se, com este estudo, contribuir para o aprimoramento das relações entre a Contabilidade e o uso de técnicas estatísticas multivariadas.

As próximas seções deste estudo abordam o referencial teórico; a metodologia aplicada; seleção e tratamento dos dados; análise multivariada dos modelos adotados; resultados e análises empíricas e conclusões finais.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

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 (1968) foi precursor ao propor o uso de técnicas de Análise Multivariada – Modelo Discriminante – relacionando a problemática de previsão de insolvência de empresas manufatureiras americanas (EUA), comparando-o aos métodos tradicionais que vinham sendo empregados naquela época. Os resultados foram extremamente precisos na previsão de empresas Solventes e Insolventes, classificando-as corretamente em 95%.

Onze anos depois, Altman *et al.* (1979) desenvolveram o mesmo método para prever problemas financeiros em empresas do setor industrial, ajustado às condições brasileiras. 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 estudo, Altman *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, das 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, Souza e Beuren (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%.

Hein, Souza e Beuren (2007) verificaram a possibilidade de prevenção da inadimplência de empresas industriais, especificamente da indústria de transformação, que receberam financiamento durante o período de 2005 e 2006, desenvolvendo as análises por meio do modelo logístico, com percentual de acerto de 100%, e modelo discriminante, com precisão global de 97,9% na amostra teste e 87,5% na amostra de validação.

Guimarães e Moreira (2008) também propuseram um modelo de insolvência baseando-se em indicadores contábeis com o uso de análise discriminante; o modelo proposto apresentou um índice de acerto de 88,60%. Outros modelos estão produzindo significativas melhoras na precisão dos modelos de predição quando empregados conjuntamente aos métodos tradicionais e/ou comparando-os a estes.

Altman *et al.* (1994), os mesmos que desenvolveram a metodologia discriminante na década de 60, compararam os métodos tradicionais com algoritmo de inteligência artificial, conhecido por Redes Neurais, para avaliar desempenho de empresas italianas. Horta *et al.* (2010) compararam técnicas de seleção de características aplicadas em previsão de Insolvência, aplicando os conceitos de Regressão Logística, Árvore de Decisão e Máquina de Vetor de Suporte para avaliá-las. Soares e Rebouças (2014) empregaram os conceitos de Análise Discriminante, Regressão Logística, Vizinhos Mais Próximos, Árvores de Classificação e Redes Neurais Artificiais com a finalidade de avaliar o desempenho destas técnicas na classificação de 87 empresas brasileiras. Khemakhem e Boujelbene (2015) propuseram um modelo de classificação para detectar dificuldades financeiras de empresas que solicitaram o crédito de bancos por meio de uma nova abordagem baseada em redes neurais artificiais e confrontando-o ao método de análise discriminante.

As variáveis econômico-financeiras das empresas são indicadores utilizados com frequência como variáveis independentes nos diversos modelos de previsão de solvência (PEREIRA *et al.*, 2007).

Para Laffarga (1999), todos os modelos de previsão testam se os dados contábeis contêm informações úteis sobre a solvência da empresa, ou se os modelos desenvolvidos são mecanismo eficiente para prever o fracasso do negócio, e assim, fornecer ferramenta útil para usuários na tomada de decisão. O mesmo autor afirma que, a maioria dos estudos realizados para prever a insolvência de empresa, obtêm modelos cuja capacidade preditiva oscila entre 70% e 99% de acertos na previsão da insolvência das empresas.

Historicamente, muitos estudos são realizados com intuito de explicar a relevância da informação contábil, por meio dos modelos de classificação de desempenhos das empresas ou previsão de insolvência.

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 DA PESQUISA

Esta seção tem como objetivo descrever o conjunto de métodos e técnicas utilizadas, tanto para coleta da amostra quanto para o tratamento do banco de dados pertencente ao presente estudo.

#### 3.1 SELEÇÕES DA AMOSTRA E TRATAMENTO DOS DADOS

A metodologia utilizada neste estudo 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 (2004), 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”.

O Quadro 1 apresenta os indicadores escolhidos e coletados na amostra. Tais indicadores referem-se à série de 2004 a 2007.

Quadro 1 – Índices selecionados e códigos utilizados

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: Elaboração própria.

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. Os dados foram coletados em julho de 2008.

A análise discriminante e a regressão logística são técnicas multivariadas que permitem avaliar o grau de relação entre as variáveis dependentes e independentes (HAIR JÚNIOR *et al.*, 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 BM&FBOVESPA no setor de indústrias manufatureiras.

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

Quadro 2 – Escala de classificação a partir da soma da pontuação

Escala	Classificação
Menor ou igual 2º decil	Péssimas
Maior 2º decil e menor igual 4º decil	Fracas
Maior 4º decil e menor igual 6º decil	Satisfatórias
Maior 6º decil e menor igual 8º decil	Boas
Maior 8º decil	Ótimas

Fonte: Elaboração própria.

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 33 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”.

## 3.2 ANÁLISE MULTIVARIADA – MODELOS ESTATÍSTICOS ADOTADOS

Hair Júnior *et al.* (2005) definiram a análise Multivariada como sendo formada por todos os métodos estatísticos que simultaneamente analisam múltiplas medidas sobre cada indivíduo 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.

### 3.2.1 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 (HAIR JÚNIOR, 2005; JOHNSON, 1998; MINGOTI, 2005).

### 3.2.2 Análise Discriminante

Segundo Mingoti (2005, p. 213), 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.

### 3.2.3 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 JÚNIOR *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 representada conforme classificação das empresas “eficientes” ou “ineficientes”, e as variáveis independentes são os fatores obtidos no agrupamento dos indicadores econômico-financeiros. No Quadro 3 é apresentada uma subamostra do presente estudo conforme metodologia exposta na subseção 3.1.

Quadro 3 – Subamostra de empresa conforme classificação descrita na subseção 3.1

Eficientes		Ineficientes	
Empresa**	Setor Econômica	Empresa**	Setor Econômica
Aco Altona	Siderur & Metalur	Arteb	Veículos e peças
Acos Vill	Siderur & Metalur	Arthur Lange	Outros
Aliperti	Siderur & Metalur	Bardella	Máquinas Indust
Alpargatas	Textil	Bombril	Química
Am Inox BR	Siderur & Metalur	Botucatu Tex	Textil
Ambev	Alimentos e Beb	Buettner	Textil
Aracruz	Papel e Celulose	Caf Brasilia	Alimentos e Beb
Bic Monark	Veiculos e peças	Cambuci	Textil
Cacique	Alimentos e Beb	Chiarelli	Minerais não Met
Duratex	Outros	Cia Hering	Textil

Fonte: Elaboração própria.

Nota: \*\* Codificação do Econômica®

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.

### 3.3 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, desenvolveram-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, foram utilizados os *Softwares* “Microsoft Excel 2007”, “pacotes” estatísticos “SPSS 11.5” e “R”.

## 4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DE RESULTADOS

Nesta seção, são apresentados os resultados da primeira parte da modelagem, a saber, a seleção dos indicadores econômico-financeiros que constituíram os fatores agrupados para compor o modelo de classificação, e se verifica o poder da seleção dos fatores. Depois, na segunda etapa, o poder preditivo dos modelos propostos – Discriminante e Logístico – e posteriormente a comparação destes.

### 4.1 RESULTADOS E ANÁLISES EMPÍRICAS

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, fornece a probabilidade estatística de que a matriz de correlação tenha correlações significativas entre pelo menos algumas das variáveis (Hair Júnior *et al.*, 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 JÚNIOR *et al.*, 2005, p.98). A Tabela 1 apresenta as estatísticas dos testes “esfericidade de *Bartlett*” e “Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)”.

Tabela 1 – Resultado do teste de KMO e esfericidade de Bartlett’s

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

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.

Analisando-se a Tabela 1, 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 Júnior *et al.* (2005, p. 98) comentam 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.

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 2 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.

Tabela 2 – Resumo para extração dos fatores componentes

Fator	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: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.

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.

A Tabela 3 exhibe os fatores agrupados e os respectivos indicadores contábeis. No agrupamento de vinte e três (23) indicadores econômico-financeiros, apenas três foram desconsiderados: “Dívidas de Curto Prazo sobre o Endividamento Geral (DCP)”, “Giro do Ativo (GA)” e “Grau de Alavancagem Operacional (GAO)”, os demais indicadores foram agrupados em fatores com correlação significativa entre si.

Tabela 3 – Agrupamento dos índices em 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	10,29	50,27
	VPA	Valo Patrimonial por Ação		
	VA	Vendas por Ação		
5	ROE	Rentabilidade do Patrimônio Líquido	10,13	60,40
	GAF	Grau de Alavancagem Financeira		
	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: **Elaboração própria** a partir dos dados da pesquisa.

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”.

## 4.2 ANÁLISES INTEGRADAS DOS MODELOS ECONOMÉTRICOS

Nesta subseção serão apresentados e discutidos os resultados referentes às aos modelos discriminante e logístico, e posteriormente, compara o percentual de acertos dos modelos por meio da amostra de análise e validação.

### 4.2.1 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 4 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” após verificar as matrizes de covariância dos grupos, e consideradas estatisticamente iguais, ou seja, a hipótese nula do teste é aceita.

Tabela 4 – Estatística Descritiva de Grupos e Testes de Igualdade

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: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.

A Tabela 4 também exhibe 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 5, apresenta-se a estatística “Lambda de Wilks”, depois de estimada a função discriminante e avalia-se o nível de significância do modelo.

Tabela 5 – 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: Elaboração **própria** a partir dos dados da pesquisa.

Baseando-se nos resultados da Tabela 5, a função estimada foi 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%.

Na Tabela 6, apresentam-se os coeficientes padronizados e não padronizados da função discriminante canônica. A padronização é importante para interpretar a contribuição de cada variável independente (fator) para a função. Fatores com coeficientes maiores contribuem mais para o poder discriminatório do que fatores com coeficientes menores

Tabela 6 – 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: Elaboração **própria** a partir dos dados da pesquisa.

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.

Na Tabela 7, 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”.

Tabela 7 – Classificação do Modelo Discriminante para Amostra de Validação

<b>Amostra de Análise</b>				
<b>Grupo Real</b>	<b>n</b>	<b>Eficiente</b>	<b>Ineficiente</b>	<b>Total</b>
Eficiente	21	19 (90,48%)	2 (9,52%)	21
Ineficiente	27	4 (14,81%)	23 (85,19%)	27
Total	48	23	25	48
<b>Amostra de Validação</b>				
<b>Grupo Real</b>	<b>n</b>	<b>Eficiente</b>	<b>Ineficiente</b>	<b>Total</b>
Eficiente	20	18 (90,00%)	2 (10,00%)	20
Ineficiente	20	4 (20,00%)	16 (80,00%)	20
Total	40	22	18	40

Fonte: **Elaboração própria** a partir dos dados da pesquisa.

Portanto, além de o 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 de Lucro” e Estrutura de Capital, como os principais indicadores de avaliação de desempenho das empresas com capital aberto na BM&FBOVESPA no grupo de indústrias manufatureiras.

#### 4.2.2 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. A Tabela 8 apresenta os resultados do modelo logístico.

Tabela 8 – 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
Fator	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	207416,7 3

Fonte: Elaboração **própria** a partir dos dados da pesquisa.

O modelo logístico, quando bem ajustado, apresenta um valor pequeno da estatística “-2 x log da verossimilhança”. Pelos resultados apresentados na Tabela 8, obteve-se um ajustamento considerado significativo. Os valores das estatísticas “de Cox & Snell” e “de Nagelkerke” quanto mais elevados, melhor se ajustam ao modelo. Como se podem observar na Tabela 8, esses valores são significativos.

A medida “Hosmer e 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 8, 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 8, 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.

### 4.3 COMPARAÇÃO ENTRE OS MODELOS

A Tabela 9 apresenta a comparação do 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 9 – Comparação entre Discriminantes e Logístico

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

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.

No entanto, quando se comparam os resultados apurados na amostra de validação, os percentuais de acertos foram muito próximos, 85,00% no primeiro modelo e 90,00% no segundo.

Os resultados obtidos pelo método logístico, no tocante ao acerto global, se assemelham aos observados por Scarpel e Milioni (2000) e Hein; Souza e Beuren (2007). Na análise discriminante, o resultado não foi diferente quanto à assertividade do método, na qual se aproximam os trabalhos realizados por Altman *et al.* (1979), Sanvicente e Minardi (1998) e Guimarães e Moreira (2008).

Portanto, os dois métodos podem ser utilizados como alternativas de avaliação de desempenho de empresas com capital aberto, com o modelo logístico apresentando vantagens em relação ao modelo discriminante, além da não exigência da “normalidade” dos fatores.

## 5 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 utilizada 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 discriminantes e de regressão logística como alternativas de classificação para a análise de desempenho financeiro das empresas.

Com relação aos fatores formados a partir dos indicadores contábeis, o estudo demonstrou o poder discriminatório da Liquidez e Lucro, como evidenciados nos trabalhos de Sanvicente e Minardi (1998), Scarpel e Milioni (2000) e Boff, Bastos e Ishikura (2008).

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, como árvore de decisão e rede neurais artificiais, com esse tipo de dado atualizado até presente data, e compará-los aos modelos discriminante e logístico desenvolvidos na presente pesquisa.

## 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, jan./mar. 1996.

ALTMAN, E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, Boston, v. 23, p. 586-609, 1968.

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. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 28., 2008, Rio de Janeiro. *Anais...* Rio de Janeiro: Abepro, 2008.

DANTAS, F. R.; DESOUZA, 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/ago. 2008.

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

FIGUEIRA, C. V. *Modelo de Regressão Logística*. 2006. 149 f. Dissertação (Mestrado em Matemática) - Programa de Pós-Graduação em Matemática, Instituto de Matemática, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 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, jan./abr. 2008.

HAIR JÚNIOR, J. F. et al. *Análise multivariada de dados*. 5.ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.

HEIN, N.; BEUREN, M. I.; CARDOSO, J. N. Prevenção da inadimplência de empresas industriais pela concessão de crédito por meio da análise multivariada. In: SIMPÓSIO DE PESQUISA OPERACIONAL E LOGÍSTICA DA MARINHA, 10., 2007, Rio de Janeiro. *Anais...* Rio de Janeiro, 2007.

HEIN, N.; SOUZA, C.; BEUREN, M. I. Análise discriminante dos indicadores de desempenho de empresas listadas na Bovespa. In: SIMPÓSIO DE PESQUISA OPERACIONAL E LOGÍSTICA DA MARINHA, 10., 2007, Rio de Janeiro. *Anais...* Rio de Janeiro, 2007.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. *Applied multivariate statistical analysis*. 4. ed. New Jersey: Prentice Hall, 1988.

KASSAI, J. R.; KASSAI, S. Desvendando o termômetro de insolvência de Kanitz. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO, 22., 1998, Foz do Iguaçu. *Anais Eletrônicos...* Rio de Janeiro: ANPAD, 1998.

KHEMAKHEM, S.; BOUJELBÈNE, Y. Credit risk prediction: a comparative study between discriminant analysis and the neural network approach. *Accounting and Management Information Systems*, v. 14, n. 1, p. 60-78, 2015.

LAFFARGA, J. B. Los modelos de predicción de la insolvencia empresarial: limitaciones y utilidades. *Boletín AECA*, v. 48, p. 31-34, 1999.

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*. 2004. 124 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis) - Fundação Instituto Capixaba de Pesquisa em Contabilidade, Economia e Finança, 2004.

LOPES, A. B. *A informação contábil e o mercado de capitais*. São Paulo: Thomson, 2002.

LOUZADA, L. C. *Relação entre barreiras de entradas e o retorno empresarial no mercado a partir de dados das demonstrações contábeis*. 2004. 111 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis) - Fundação Instituto Capixaba de Pesquisa em Contabilidade, Economia e Finança, 2004.

MACEDO, M. A. S.; CORRAR, L. J. Análise do desempenho contábil-financeiro no setor brasileiro de siderurgia e metalurgia: aplicando análise hierárquica (AHP) às informações do ano de 2007. In: ASSOCIAÇÃO NACIONAL DOS PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS CONTÁBEIS, 2009, São Paulo. *Anais...* São Paulo: ANPCONT, 2009.

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. et al. 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, p. 125-136, 2006.

PEREIRA, J. M.; CRESPO DOMÍNGUEZ, M. A.; SÁEZ OCEJO, J. L. Modelos de previsão do fracasso empresarial: aspectos a considerar. *Revista de Estudos Politécnicos*. v. 4, n. 7, p. 111-148, maio 2007.

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, jan./jun. 2006.

SANVICENTE, A. Z.; MINARDI, A. M. A. F. *Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas*. 1998. Disponível em: <[www.risktech.com.br/PDFs/indicadores\\_concordata.pdf](http://www.risktech.com.br/PDFs/indicadores_concordata.pdf)>. 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, abr./jun. 2001.

SCARPEL, R. A. Modelos de previsão de insolvência: uma abordagem discriminante paramétrica e não paramétrica. In: SIMPÓSIO DE PESQUISA OPERACIONAL E LOGÍSTICA DA MARINHA, 7., 2003, Rio de Janeiro. *Anais...* Rio de Janeiro: Instituto Tecnológico de Aeronáutica, 2003

SOARES, A. R.; REBOUÇAS, S. M. D. P. Avaliação do desempenho de técnicas de classificação aplicadas à previsão de insolvência de empresas de capital aberto brasileiras. In: CONGRESSO NACIONAL DE ADMINISTRAÇÃO E CIÊNCIAS CONTÁBEIS, 5., 2014, Rio de Janeiro. *Anais...* Rio de Janeiro: AdCont, 2014.

VIRGILLITO, B. S.; FAMA, R. Estatística multivariada na construção de modelos para análise do risco de crédito e previsão de insolvência de empresas. *Integração*, ano 14, n. 53, p. 105-118, abr./jun. 2008.