

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA – UFSC  
CENTRO SÓCIO ECONÔMICO  
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS

ELISA MARIA VOLPATO SIQUEIRA

**OS FATORES QUE DETERMINAM O COMPORTAMENTO DAS  
AÇÕES EM ÉPOCA DE CRISE FINANCEIRA**

FLORIANÓPOLIS, 2010

ELISA MARIA VOLPATO SIQUEIRA

**OS FATORES QUE DETERMINAM O COMPORTAMENTO DAS  
AÇÕES EM ÉPOCA DE CRISE FINANCEIRA**

Monografia submetida ao curso de Ciências  
Econômicas da Universidade Federal de Santa  
Catarina, como requisito obrigatório para a obtenção  
do grau de Bacharelado.

Orientador: Newton C. A. da Costa Jr.

FLORIANÓPOLIS, 2010

## **AGRADECIMENTOS**

Aos meus pais, Cláudio e Márcia, ao meu irmão, Eduardo, e à minha avó, Maria, por todo apoio e amor incondicionais a mim dedicados.

Ao meu orientador Newton C. A. da Costa Jr., pela orientação e paciência dispensadas durante a elaboração deste trabalho.

Aos meus amigos, pelo simples fato de sempre estarem presentes.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA – UFSC  
CENTRO SÓCIO ECONÔMICO  
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS

A Banca Examinadora resolveu atribuir a nota .... a aluna Elisa Maria Volpato Siqueira, na disciplina CNM 5420 – Monografia, pela apresentação deste trabalho, intitulado: Os fatores que determinam o comportamento das ações em época de crise financeira.

Florianópolis, 07 de julho de 2010.

BANCA EXAMINADORA

---

Prof. Newton C. A. da Costa Jr  
Orientador

---

Prof. Flávia Cruz de Souza

---

Prof. Milton Biage

## SUMÁRIO

<b>RESUMO.....</b>	<b>8</b>
<b>1 INTRODUÇÃO .....</b>	<b>9</b>
1.1 TEMA E PROBLEMA.....	11
1.2 OBJETIVOS.....	11
<b>1.2.1 Objetivo geral .....</b>	<b>11</b>
<b>1.2.2 Objetivos específicos .....</b>	<b>11</b>
<b>1.2.3 Justificativa .....</b>	<b>12</b>
<b>1.2.4 Metodologia .....</b>	<b>13</b>
<b>2 REFERENCIAL TEÓRICO .....</b>	<b>15</b>
2.1 A HIPÓTESE DOS MERCADOS EFICIENTES .....	15
2.2 TEORIA DE CARTEIRAS DE MARKOWITZ.....	16
<b>2.2.1 Conceitos básicos .....</b>	<b>17</b>
<i>2.2.1.1 Risco .....</i>	<i>17</i>
<i>2.2.1.2 Risco sistemático e risco não sistemático.....</i>	<i>17</i>
<i>2.2.1.3 Retorno esperado .....</i>	<i>18</i>
<i>2.2.1.4 Desvio-padrão e variância.....</i>	<i>18</i>
<i>2.2.1.5 Covariância e correlação.....</i>	<i>19</i>
<b>2.2.2 Teoria de Markowitz.....</b>	<b>19</b>
2.3 CAPITAL ASSET PRICING MODEL (CAPM) .....	22
2.4 LIMITAÇÕES DAS FINANÇAS MODERNAS .....	25
2.5 ÍNDICES FUNDAMENTALISTAS.....	27
<b>2.5.1 Análise técnica .....</b>	<b>28</b>
<b>2.5.2 Análise fundamentalista.....</b>	<b>28</b>
<i>2.5.2.1 Índices fundamentalistas.....</i>	<i>30</i>
2.6 ANÁLISE MULTIVARIADA.....	33
<b>2.6.1 Análise discriminante .....</b>	<b>3</b> Erro! Indicador não definido.
2.7 TERMÔMETRO DE KANITZ.....	37

<b>3 COLETA DE DADOS, METODOLOGIA E RESULTADOS</b>	<b>ERRO!</b>	<b>INDICADOR</b>
<b>NÃO DEFINIDO.0</b>		
<b>3.1 DESCRIÇÃO DA POPULAÇÃO E DA AMOSTRA</b>	<b>ERRO!</b>	<b>INDICADOR NÃO</b>
<b>DEFINIDO.0</b>		
<b>3.1.1 Variáveis</b> .....	<b>Erro!</b>	<b>Indicador não definido.1</b>
<i>3.1.1.1 Variáveis dependente</i> .....	<i>Erro!</i>	<i>Indicador não definido.1</i>
<i>3.1.1.2 Variáveis independentes</i> .....	<i>Erro!</i>	<i>Indicador não definido.3</i>
<b>3.1.2 Escolha das principais variáveis para análise</b> .....	<b>Erro!</b>	<b>Indicador não definido.5</b>
<b>3.2 A ANÁLISE DISCRIMINANTE</b> .....	<b>ERRO!</b>	<b>INDICADOR NÃO DEFINIDO.7</b>
<b>3.2.1 Comportamento estatístico dos dois grupos</b> .....	<b>Erro!</b>	<b>Indicador não definido.9</b>
<b>3.2.2 Determinação da função discriminante</b> .....		<b>52</b>
<b>3.2.3 Análise dos pesos discriminantes</b> .....		<b>53</b>
<b>3.2.4 Cálculo dos centróides</b> .....	<b>5</b>	<b>Erro!</b> <b>Indicador não definido.</b>
<b>3.2.5 Cálculo do escore discriminante para cada ação</b> .....		<b>55</b>
<b>3.3 TERMÔMETRO DE RETORNO</b> .....		<b>58</b>
<b>3.3.1 Verificando o grau de precisão do modelo</b> .....		<b>59</b>
<b>3.3.2 Posicionamento das ações no Termômetro</b> .....		<b>62</b>
<b>4 CONCLUSÃO</b> .....		<b>66</b>
<b>REFERÊNCIAS</b> .....		<b>68</b>

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Amostra do Grupo 1 (Quartil Superior).....	42
Tabela 2 – Amostra do Grupo 2 (Quartil Inferior).....	43
Tabela 3 - Estatística Descritiva com Base na Amostra Inicial de 58 Ações.....	45
Tabela 4 – Observações Consideradas na Análise.....	47
Tabela 5 – Teste de Igualdade de Médias.....	48
Tabela 6 – Teste de Igualdades das Matrizes de Covariância Box’s M.....	49
Tabela 7 – Eigenvalues.....	49
Tabela 8 – Estatísticas Descritivas para cada Variável de Acordo com os Grupos.....	51
Tabela 9 - Coeficientes da Função Discriminante Não-Padronizada.....	52
Tabela 10 – Lambda de Wilk’s.....	53
Tabela 11 – Multicolinearidade entre as variáveis.....	53
Tabela 12 – Coeficientes da Função Discriminante Padronizada.....	54
Tabela 13 – Centróides dos Grupos.....	54
Tabela 14 - Classificação e escore discriminante de cada ação.....	56
Tabela 15 – Média e Desvio-Padrão dos Escores Discriminantes.....	58
Tabela 16 – Verificando o grau de precisão do modelo.....	60

## RESUMO

Dentre os diversos tipos de investimento existentes, há aqueles que apresentam maior risco e aqueles que oferecem menor risco. Neste sentido, no mercado de capitais, dada a predominância de ativos de renda variável, o fator incerteza é bastante presente quando da tomada de decisão pelos investidores, de forma que quanto maior o risco assumido por eles, maiores serão os possíveis retornos. Com o intuito de fazer um melhor aproveitamento do capital empregado, os investidores buscam analisar as melhores opções de investimento. Para tanto, utilizam-se diferentes métodos de análise, como a análise fundamentalista, a análise técnica, e a “Moderna Teoria das Finanças” com foco no modelo de precificação de ativos (CAPM). Tem-se que, com base nestes métodos, foram desenvolvidos também modelos com capacidade preditiva como é o caso do Termômetro de Kanitz, aplicado na previsão de falências. A presente monografia, com metodologia similar à de Kanitz pretende formar portfólios de ações com base em seus retornos durante o período de junho de 2008 a junho de 2009 para, através da análise discriminante, identificar quais são os índices que melhor diferenciam o grupo composto por ações de altos retornos daquele composto por ações de baixos retornos e, assim, desenvolver um “termômetro de retorno” que auxilie os investidores no processo de tomada de decisão frente às possibilidades de investimentos. Aplicando-se esse procedimento, percebeu-se que o modelo apresentou um índice de 96,6% de acerto, resultado considerado muito satisfatório.

**Palavras Chave:** Risco. Retorno. Investimento. Análise Fundamentalista. CAPM. Análise Discriminante. Termômetro de Kanitz.



# 1 INTRODUÇÃO

A crise financeira em que mergulhou o mundo no decorrer dos últimos anos, caracterizou-se, à priori, como sendo uma crise no mercado de crédito. O mercado de crédito, de acordo com Assaf Neto (1999, p. 91), tem como característica principal “suprir as necessidades de caixa de curto e médio prazo dos vários agentes econômicos, seja por meio da concessão de créditos às pessoas físicas ou empréstimos e financiamentos às empresas”. Porém, num mundo globalizado fatores estritamente creditícios desenvolvem-se e acabam por atingir a economia real e os demais segmentos do mercado financeiro, no caso em questão, o mercado monetário, cambial e o de capitais.

No que se refere ao mercado de capitais brasileiro, especificamente, este não deixou de sofrer os impactos da crise, causados em grande medida pela fuga de capitais externos. As captações de recursos através de lançamento de ações e outros títulos como debêntures se tornaram mais restritas durante este período de agitação e a extrema volatilidade das cotações fez com que investidores retirassem seu capital para alocá-los em investimentos mais seguros, ao mesmo tempo em que investidores potenciais adiaram sua idéia de investimentos para quando a calma se restabelecesse nesses mercados. Este fenômeno derrubou mais ainda o preço das ações, causando perdas, o que levou a mais liquidações de papéis por parte de outros investidores e sensação de empobrecimento pela população.

Tendo isso em vista, num sistema em que os agentes são racionais, os investidores procuram estar atentos aos fundamentos de suas aplicações de forma a aumentar seus lucros e fugir das possíveis perdas. Para tanto, no que se refere ao mercado de capitais, seus usuários costumam fazer uso de análises baseadas na avaliação das empresas em que desejam investir.

Existem diversos métodos através dos quais esta análise pode ser realizada. O que será neste trabalho considerado, é o método conhecido como análise fundamentalista. A análise fundamentalista tem como premissa principal estabelecer uma correlação entre o valor intrínseco das ações de uma empresa e o valor de mercado destas ações.

Para atingir tal objetivo, a análise fundamentalista faz uso da análise de balanços que, é a aplicação do entendimento analítico dedutivo sobre os valores dos elementos patrimoniais e suas inter-relações, divulgados nas demonstrações contábeis de uma companhia, com o objetivo de alcançar um julgamento econômico-financeiro da sua conjuntura e do curso das suas operações. A análise de balanços, portanto, baseia-se em indicadores contábeis-

financeiros e de mercado para avaliar a continuidade financeira e operacional de uma determinada entidade.

Contudo, estes indicadores não conseguem por si só avaliar o risco que os investidores têm em comprar as ações de uma companhia, ainda que consigam prever seu retorno. Para prever o risco, costuma-se utilizar o coeficiente beta que é uma medida do risco sistemático de uma ação, definido de acordo com o modelo de precificação de ativos de capital (CAPM) desenvolvido por William Sharpe (1964).

Não obstante, muitos autores através de estudos chegaram à conclusão que a teoria das finanças modernas, na qual inclui-se o CAPM, possui algumas limitações que anteparam sua utilização e validade, alegando que indicadores provenientes da análise fundamentalista são tão ou mais eficazes para explicar as variações nas rentabilidades das ações, e sua relação risco-retorno.

De acordo com Andrade (2004), com base em índices provenientes da análise fundamentalista também foram construídos modelos preditivos, nos quais uma cesta de informações econômicas (índices, etc) é ponderada através de critérios estatísticos. Dentre estes modelos encontra-se o modelo de previsão de falência de Kanitz, pioneiro quanto ao estudo do tema no Brasil.

Kanitz (1976) desenvolveu um método estatístico capaz de classificar uma empresa, de acordo com sua saúde econômico-financeira, enquanto solvente ou insolvente. A seu modelo chamou de “termômetro de insolvência”, por meio do qual foi capaz de estimar uma função discriminante denominada por ele como fator de insolvência. O termômetro de insolvência nada mais é que uma escala que indica a situação em que encontra-se uma companhia. Assim, ao estimar o fator de insolvência de cada empresa, podia classificá-las em situação de solvência, penumbra, ou insolvência.

Para isso, utilizou a técnica da análise discriminante, uma alternativa multivariada da tradicional regressão linear. Segundo Hair *et al* (2009), a análise discriminante é a técnica estatística adequada que permite verificar a que grupo de classificação pertence um determinado elemento. Seu objetivo é estimar uma função discriminante que possa realizar a distinção em dois ou mais grupos previamente definidos e ainda fazer previsões de ocorrências de novos elementos.

## 1.1 TEMA E PROBLEMA

O tema desta monografia é a comparação entre dois grupos de ações, um com retornos altos e outro com retornos baixos e mesmo negativos, durante o período que transcorreu a crise de hipotecas nos Estados Unidos, mas que repercutiu no mundo inteiro, atingindo profundamente o mercado de capitais.

Dentro deste contexto, o problema central do projeto visa fornecer um alicerce para pequenos investidores, para que possam ter uma noção de quais são as características dos papéis que melhor se sobressaem durante o período de crise, ainda que cada crise possua suas peculiaridades. Desta forma, o presente trabalho pretende analisar os portfólios citados anteriormente, de forma a verificar quais as particularidades mais marcantes de cada um, servindo como guia de análise para pequenos investidores e analistas.

## 1.2 OBJETIVOS

### 1.2.1 Objetivo geral

Estabelecer um modelo, baseado em estatística multivariada ,para investir em ações, utilizando-se indicadores provenientes da análise fundamentalista e o coeficiente beta, que sirva de auxílio aos investidores em suas tomadas de decisões tanto durante as crises que assolam o mercado de capitais, quanto fora delas.

### 1.2.2 Objetivos específicos

Inerentes ao objetivo geral, apresentam-se os seguintes objetivos específicos:

- Descrever, ponto a ponto, os principais conceitos da “moderna teoria das finanças”, até chegar ao modelo CAPM e ao coeficiente beta, que a ele está atrelado;
- Apresentar uma explicação sobre o que são, e quais são as características fundamentais dos métodos mais utilizados para análise de ações, dando ênfase à análise fundamentalista e relatando, assim como explicando seus principais indicadores;
- Relatar o que é a análise multivariada e, dentro dela, a análise discriminante;
- Explicar o que é o termômetro de Kanitz;

- A partir de aplicações da análise discriminante, elaborar um modelo de análise de ações (termômetro) e avaliar seus resultados.

### 1.2.3 Justificativa

Para muito além da atualidade do tema que trata da crise de hipotecas dos últimos anos, os investimentos em Bolsa de Valores têm se tornado cada vez mais rotineiros entre a população, principalmente a partir dos anos 90 quando passou a ocorrer uma maior mobilidade de capitais entre os países.

Neste sentido, o mercado que trata da distribuição e negociação de valores mobiliários apresenta um papel cada vez mais proeminente nas economias nacionais e internacionais, visto que o sucesso dos investimentos produtivos depende crescentemente da colaboração dos acionistas, seja enquanto aplicadores diretos de recursos, seja na forma de proporcionadores de liquidez e, assim, auxiliares da continuidade e bom andamento do mercado de capitais. Logo, o interesse dos acionistas na participação dos resultados das companhias impulsionam o crescimento destas e, conseqüentemente, da economia como um todo.

Este desenvolvimento contínuo do mercado de capitais faz com que haja um aumento também crescente da competitividade entre os aplicadores que, com o intuito de maximizar seus ganhos e minimizar suas perdas, devem especializar-se o máximo possível.

Um bom investimento é aquele que o indivíduo escolhe, após a análise cuidadosa das informações disponíveis, como apropriado às suas preferências em termos de risco e taxa de retorno, que, por sua vez, decorrem das características peculiares do indivíduo quanto a poder de consumo, patrimônio e fluxo de caixa. (SANVICENTE e MELLAGI. 1988, p. 16)

Apesar desta observação do autor, ele ressalta ainda que as oportunidades em termos de risco e taxa de retorno são independentes das vontades próprias de cada um, sendo analisáveis a partir de informações previamente disponíveis ou não. Estas análises geralmente se dão através de instrumentos próprios a este fim como, de acordo com Andrade (2004, p. 4) “a análise fundamentalista, a análise técnica e algumas variáveis derivadas da ‘Moderna Teoria das Finanças’, como o coeficiente beta que ultimamente tem sido muito utilizado no Brasil”.

O aperfeiçoamento destes métodos gera modelos de análise visando atender objetivos específicos de avaliação, como é o caso do “termômetro de insolvência de Kanitz”, capazes

de aumentar as chances de diagnósticos bem sucedidos por parte dos investidores em relação aos papéis em que desejam aplicar.

A importância das análises apropriadas é destacada quando depara-se com momentos de crise no mercado de capitais, como foi o caso da crise de hipotecas surgida nos Estados Unidos, e que surtiu em implicações calamitosas para as economias do mundo inteiro.

#### 1.2.4 Metodologia

De acordo com Gil (2002) para considerar um conhecimento como sendo científico, não é suficiente que ele seja verdadeiro, mas requer-se sua verificação através da identificação de operações mentais e técnicas que levem ao método que possibilitou chegar a determinado conhecimento.

Neste sentido, no tocante à natureza, esta pesquisa é tida como do tipo aplicada pois destina-se a auxiliar analistas e investidores no processo de análise e tomada de decisão diante de suas aplicações.

Já do ponto de vista da abordagem, é uma pesquisa dedutiva, partindo de elementos gerais até atingir elementos particulares. Segundo Gil (2002, p. 32) o método dedutivo “parte de princípios reconhecidos como verdadeiros e indiscutíveis e possibilita chegar a conclusões de maneira puramente formal, isto é, em virtude unicamente de sua lógica”.

Quanto ao eixo epistemológico, foi adotado o enfoque empírico-analítico que tem como base a relação causal entre distintos eventos, enquanto que em relação à técnica, Teixeira (2005) define este enfoque como sendo aquele que faz uso de técnicas de coleta, tratamento e análise de dados de aspecto quantitativo através da aplicação de medidas e procedimentos estatísticos. Estes dados são coletados por meio de testes padronizados e questionários fechados, apresentados na forma de gráficos ou tabelas, de acordo com sua significância estatística.

A pesquisa quantitativa utiliza a descrição matemática como uma linguagem, ou seja, a linguagem matemática é utilizada para descrever as causas de um fenômeno, as relações entre variáveis, etc. O papel da estatística é estabelecer a relação entre o modelo teórico proposto e os dados observados no mundo real. (TEIXEIRA, 2005, p. 136)

Deve-se salientar ainda que a monografia não implica em originalidade de seu tema desde que, segundo Barquero (1979) *apud* Legat (2000), apresente algo novo seja em relação ao enfoque, ao desenvolvimento ou às conclusões.

Para a realização desta monografia, inicialmente foram levantadas as bibliografias existentes em relação ao tema, seguido da escolha da amostra a ser utilizada.

A amostra foi composta por 144 ações listadas na Bovespa entre junho de 2008 e junho de 2009, e sua coleta se deu por meio do *software* Economática. A partir da amostra foram separadas 59 ações, representadas pelas 20% com maior e menor retorno durante o período, respectivamente.

Posteriormente, ainda com o auxílio do Economática, coletaram-se as variáveis que seriam utilizadas na aplicação do modelo, sendo elas, em sua maioria, variáveis provenientes da análise fundamentalista, além do coeficiente beta derivado da “moderna teoria das finanças”.

Tendo-se coletado os dados necessários, e com base no modelo do termômetro de insolvência de Kanitz, foi aplicada a análise discriminante com a ajuda do *software* SPSS, cujo objetivo era estimar uma função discriminante que, além de separar as ações entre dois grupos (com alto retorno e com baixo retorno), poderia permitir analisar as características de cada um desses grupos, de acordo com as variáveis coletadas.

Desta forma, estimada a função discriminante, foi possível calcular o escore discriminante para cada uma das ações e, em seguida, calcular o ponto de corte que serviria para classificar as ações de acordo com os grupos, podendo assim, analisar o grau de precisão do modelo.

Por fim, foi construído um termômetro de retorno, a exemplo do termômetro de insolvência de Kanitz, que permitiu classificar as ações entre as alternativas de alto retorno, baixo retorno, ou penumbra. Com este procedimento pôde-se verificar se o modelo classificou corretamente as ações e, conseqüentemente, apurar a viabilidade de sua aplicação na prática.

Maiores detalhes sobre a metodologia serão apresentados no capítulo 3 desta monografia.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

No mercado de capitais, dada a predominância de ativos de renda variável, o fator incerteza é bastante presente quando da tomada de decisão pelos investidores. Isto significa que devem ser determinadas no tempo  $t$  disposições sobre como será o comportamento dos ativos num período  $t + 1$ .

A incerteza, por sua vez, está diretamente relacionada a um segundo elemento, o risco. Logo, o risco é de importância fundamental no momento das decisões de investimento dos agentes. Neste sentido, torna-se proeminente saber medi-lo e associá-lo a outras variáveis, sendo a principal delas o retorno.

Sinteticamente o que ocorre é que geralmente existe uma recompensa por se assumir riscos, de forma que quanto maior for esta recompensa, maior será o risco que se deverá assumir para obtê-la.

Estes argumentos estão inseridos na chamada “moderna teoria das finanças” e este capítulo se propõe a apresentar seus principais modelos sendo eles: a hipótese de mercados eficientes, a teoria de carteiras de Markowitz, e modelo do *capital asset pricing model* (CAPM).

### 2.1 A HIPÓTESE DOS MERCADOS EFICIENTES

A hipótese dos mercados eficientes (HME) pressupõe que o preço dos ativos reflete toda e qualquer informação disponível no mercado, estando este preço baseado no consenso dos participantes do mercado sobre o seu futuro desempenho, de forma homogênea.

De acordo com Assaf Neto (1999), a HME não implica em que os preços dos ativos sejam perfeitos (preços iguais a seus valores reais), mas apenas que eles não sejam tendenciosos, ou seja, formados a partir de interesses individuais.

Desta forma, a eficiência de um mercado ocorre quando a variação de seus preços está diretamente associada às novas informações – e não somente às passadas –, sejam elas referentes ao contexto econômico como um todo, setorial ou da própria empresa.

Ross, Westerfield e Jordan (1998, p. 229) afirmam que “o que torna um mercado eficiente é a competição entre os investidores. Muitas pessoas passam toda sua vida

procurando ações incorretamente avaliadas pelo mercado”. De acordo com os autores, isto quer dizer que se uma pessoa estudar e conhecer mais de uma empresa do que outros investidores, ela poderá beneficiar-se deste conhecimento e lucrar em cima dele. Assim, quanto maior a competição entre os agentes, mais eficiente será o mercado, pois o esforço dos investidores fará com que diminua a possibilidade de existência de ações incorretamente avaliadas.

Assaf Neto (1999) indica as hipóteses mais importantes do modelo sendo elas:

- a) Nenhum investidor consegue alterar isoladamente os preços de negociação;
- b) Os agentes do mercado são racionais;
- c) As informações são disponibilizadas a todos de maneira instantânea e gratuita;
- d) O modelo trabalha com a hipótese de que todos os agentes têm acesso equivalente às fontes de crédito;
- e) Os ativos são perfeitamente negociáveis e divisíveis sem restrições;
- f) As expectativas dos investidores são homogêneas.

Nos estudos da HME é comum distinguir-se três formas de eficiência, sendo elas a forma fraca, semi-forte, e forte. Esta separação está relacionada ao tipo de informação que afeta a formação dos preços.

Na forma fraca, o mercado apenas incorpora informações passadas, tornando o mercado pouco eficiente, pois este tipo de informação é facilmente encontrado. Geralmente baseia-se na série histórica dos preços (como por exemplo, através da análise técnica de ações) identificando padrões de comportamento destes.

Na forma semi-forte, os preços do mercado congregam toda informação disponível publicamente, seja ela nova ou passada.

Já a forma forte ocorre quando os preços refletem toda informação existente, pública ou privada. Nesta forma de eficiência, o fato de apenas um indivíduo ter uma informação privilegiada pertinente ao valor da ação já é suficiente para alterar os preços do mercado.

## 2.2 TEORIA DE CARTEIRAS DE MARKOWITZ

A contribuição de Markowitz para a área das finanças basicamente foi passar o foco da análise do risco dos títulos individuais para o risco de uma carteira composta por vários ativos. Assim, sua premissa básica girava em torno da tese de que o risco de um único título fora de uma carteira é diferente de quando é inserido nela.



Para elucidar sobre a teoria de Markowitz serão abordados alguns conceitos e se seguirá um passo a passo para melhor explicação.

## **2.2.1 Conceitos básicos**

### **2.2.1.1 Risco**

O processo de tomada de decisão relacionado ao investimento de recursos financeiros, está diretamente associado ao exercício de previsibilidade do retorno que este investimento proporcionará. Principalmente ao se tratar de mercado de valores mobiliários, os investidores estão o tempo todo defrontando-se com situações de risco e de incerteza quanto ao valor final de suas aplicações.

Todas as teorias que abrangem a moderna teoria de finanças se preocuparam de alguma forma em mensurar o componente risco, de forma que os investidores, conheçam antecipadamente quanto podem perder ao tomar uma decisão de investimento. (ANDRADE, 2004, p. 13)

É importante salientar, neste contexto, a diferença entre risco e incerteza, por muitas vezes tidos como sinônimos pelos autores que estudam o tema. Esta distinção tem a ver com o conceito de probabilidade que, para Assaf Neto (2003), nada mais é do que a possibilidade de ocorrência de um determinado evento. Assim, a incerteza ocorre quando as diversas probabilidades de retornos são desconhecidas, ao passo que o risco acontece quando há conhecimento por parte do investidor dessas probabilidades de retorno.

### **2.2.1.2 Risco sistemático e risco não sistemático**

O risco pode ser separado em risco sistemático e risco não-sistemático. O risco sistemático é aquele que se faz presente em uma carteira de títulos e que representa o risco inerente a uma combinação de dois ou mais ativos. Este risco não tem como ser evitado, mesmo que se realize uma diversificação de títulos da carteira.

O risco não sistemático, por sua vez, é aquele presente num único título conforme suas características individuais. Este risco é possível de ser diminuído através da inserção do título em uma carteira que possua outros ativos que apresentem baixa correlação entre si.

### ***2.2.1.3 Retorno esperado***

Sempre que da realização de um investimento, os agentes buscam obter um retorno bom o suficiente a ponto de compensar o risco que estejam tomando em sua aplicação. Não obstante, em nenhum momento lhes é garantido que o seu retorno efetivo será correspondente ao seu retorno esperado, ou seja, ao retorno que eles esperam atingir. Nestas condições, geralmente os investidores buscam aplicar seus recursos em títulos ou carteiras que maximizem seus retornos ao menor risco possível.

Retorno esperado, portanto, é o retorno que os investidores esperam alcançar mediante as probabilidades existentes, podendo este retorno esperado ficar tanto abaixo como acima do retorno efetivo do investimento.

Neste contexto, é importante ainda ressaltar a definição de prêmio por risco. O prêmio por risco nada mais é do que a diferença entre o retorno esperado de um título com risco, e o retorno de um título com taxa livre de risco. Logo, um título que apresente um alto risco deve possuir também, um alto prêmio por risco.

### ***2.2.1.4 Desvio-padrão e variância***

O desvio padrão e a variância são medidas de dispersão e têm como objetivo medir a variabilidade dos possíveis resultados de retorno de um título ou de uma carteira de títulos em torno na média desses resultados. São, portanto, medidas de risco, de forma que quanto maior for essa variabilidade, maiores os riscos de o retorno efetivo distanciar-se do retorno esperado. Conforme Sanvicente e Mellagi (1988, p. 21) “a idéia básica, nesse caso, é obter uma média dos afastamentos dos diversos valores possíveis da variável, em relação ao seu valor esperado”. A diferença entre o desvio-padrão e a variância é que o primeiro é a raiz quadrada do segundo, porém ambos apresentam o mesmo objetivo que é medir a variabilidade dos possíveis valores em torno de sua média.

### **2.2.1.5 Covariância e correlação**

A finalidade da covariância é determinar como que pares de títulos relacionam-se entre si. Desta forma, diz-se que dois títulos possuem covariância positiva quando eles apresentam a mesma tendência em relação à taxa de retorno, de forma que quando um valoriza, o outro tende a valorizar-se também.

Ao contrário, uma covariância negativa entre dois títulos denomina uma relação inversa entre a taxa de retorno de dois títulos, ou seja, quando um apresenta movimento de valorização o outro apresenta movimento de desvalorização.

A correlação, por sua vez, ilustra o nível de relação entre dois títulos. De acordo com Assaf Neto (2003, p. 242): “... a correlação entre duas variáveis indica a maneira como elas se movem em conjunto”. O coeficiente de correlação pode variar entre -1 e +1, sendo que no primeiro caso indica uma correlação negativa, e no segundo uma correlação positiva.

### **2.2.2 Teoria de Markowitz**

Tendo-se em vista os conceitos acima descritos, deve-se, num segundo momento trazê-los para a hipótese de uma carteira de investimentos, e não mais considerá-los em termos de ativos individuais. Assim, um investidor que queira alocar a melhor combinação de títulos em sua carteira, fará o possível para que a combinação tenha um alto retorno esperado e um baixo desvio-padrão. Para tanto, leva-se em conta a comparação entre o retorno esperado dos títulos individualmente e o retorno esperado da carteira como um todo, fazendo-se o mesmo para o desvio padrão dos títulos isolados e o desvio-padrão da carteira em si.

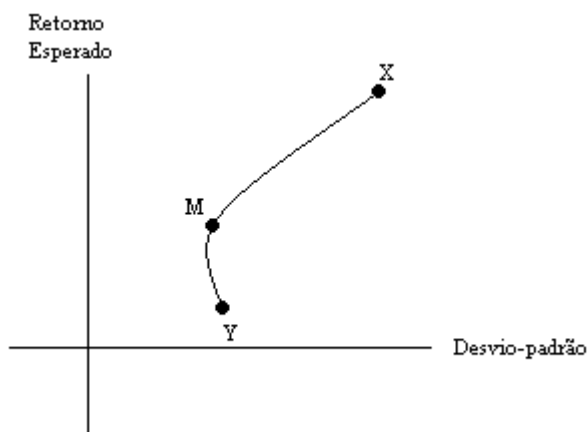
O retorno esperado da carteira será uma média ponderada dos retornos esperados de seus títulos. Por outro lado, o desvio-padrão da carteira, para a teoria de Markowitz, será sempre inferior à média ponderada dos desvios-padrão dos títulos que a compõem. Neste sentido, para que se atinja o objetivo de o desvio-padrão da carteira ser baixo, além de praticar a diversificação de títulos, estes títulos não devem ser perfeitamente correlacionados, ou seja, eles podem ser tanto positivamente quanto negativamente correlacionados desde que esta correlação não seja perfeita. Neste caso, para que ocorra o efeito da diversificação, a correlação entre o retorno de dois títulos deve ser menor do que 1. Conforme Ross, Westerfield e Jaffe (1995, p. 212) “quanto menor for o coeficiente de correlação, mais forte

será a mudança de direção da relação entre retorno e risco”, ou seja, a diversificação é intensificada à medida que a correlação diminui.

Um conjunto eficiente, neste sentido, seria um conjunto de oportunidades viáveis de combinações de títulos, ou seja, combinações possíveis de máximos retornos esperados e mínimos desvios-padrão para uma carteira.

Graficamente isto é demonstrado por uma curva que descreve as possíveis combinações entre dois ativos X e Y (não perfeitamente correlacionados), inseridos numa carteira, e a relação entre risco e retorno de cada uma das combinações. O gráfico 1 demonstra esta relação.

Gráfico 1: Relação entre retorno esperado e risco para as possíveis combinações entre dois títulos.



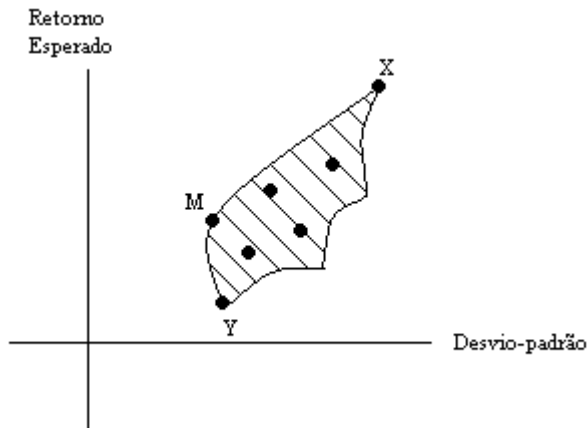
Fonte: Elaborado pela autora.

O ponto M indica a carteira que possui o menor risco possível, conhecida por carteira de variância mínima. As carteiras que se distanciam dela em direção a X vão aumentando gradativamente seu retorno e também seu risco. Porém, as carteiras que oferecem um retorno esperado menor que o da carteira M são todas elas dominadas por esta carteira, pois ela já apresenta o risco mínimo em si mesma (se, por exemplo, o risco mínimo é 1, e existem retornos de 1, 2, e 3 condizentes a este risco, todos os investidores vão preferir o retorno de 3, de maneira tal que os retornos de 1 e de 2 serão desprezados ou dominados pelo primeiro).

As combinações dos ativos X e Y que são consideradas ficam, então, situadas entre o ponto M e o X, e esta curva é conhecida como fronteira eficiente. A escolha da melhor carteira entre M e X, porém, fica a critério do investidor conforme seja sua aversão ao risco.

No caso de haver mais de dois títulos, todas as combinações de títulos possíveis estarão situadas em uma área sombreada, indicando seus respectivos retornos esperados e riscos. Isto é representado no gráfico 2.

Gráfico 2: Relação entre retorno esperado e risco para as possíveis combinações entre vários títulos.



Fonte: Elaborado pela autora.

Mesmo no caso de haver vários títulos a questão central ainda baseia-se em torno de como o investidor vai escolher a melhor alternativa em condições de risco. Respondendo-se previamente a esta questão, sabe-se que o investidor racional sempre escolherá uma carteira que maximize seu retorno esperado com o menor risco possível. Estas possibilidades de investimento estão todas situadas na fronteira eficiente, pois para qualquer ponto situado dentro da área sombreada pode-se aumentar seu retorno (elevando-o até atingir a fronteira eficiente) sem, contudo aumentar seu risco. Também o investidor racional poderá optar em minimizar seu risco para um dado retorno esperado.

Tem-se que, à medida que mais títulos vão sendo adicionados à carteira, gerando-se a diversificação, o desvio-padrão vai diminuindo. Porém, este desvio-padrão nunca cairá a zero e atingirá um piso que é correspondente ao denominado risco não diversificável ou risco de mercado.

Desta forma, o risco de um ativo é composto pelo seu risco sistemático (ou não diversificável) e risco não sistemático (ou diversificável). Quando este ativo é visto isoladamente deve-se levar em conta estes dois tipos de risco, mas quando o ativo faz parte de uma carteira de ativos bem diversificada, deve-se levar em conta apenas seu risco sistemático ou não diversificável, pois o outro tende a desaparecer com a diversificação.

Assaf Neto (1999, p. 248) sintetiza isto de forma sucinta ao dizer que “O risco de uma carteira depende não somente do risco de cada elemento que a compõe e de sua participação no investimento total, mas também da forma como seus componentes se relacionam entre si”.

É importante salientar que risco e retorno esperado são positivamente relacionados. Assim, um aumento do retorno esperado de uma carteira é verificado mediante o aumento de seu risco e vice-versa.

Tendo isto em vista, e tendo calculada a relação entre risco e retorno esperado para diversas carteiras, o investidor, por meio de sua curva de indiferença (grau de aversão ao risco), escolherá a carteira que mais lhe agrada.

### 2.3 CAPITAL ASSET PRICING MODEL (CAPM)

O modelo de precificação de ativos, mais conhecido como CAPM (em inglês, *capital asset pricing model*) é derivado a partir da teoria de carteiras de Markowitz e sua função, basicamente, é relacionar o risco de um conjunto de ativos ao seu retorno através do coeficiente beta.

O modelo de formação de preços de ativos, CAPM, apesar de ser uma criação dos anos sessenta, segue sendo atual e tendo adquirido ultimamente uma maior notoriedade, pois foi o principal motivo da concessão do prêmio Nobel de Economia em 1990 a William Sharpe, Harry Markowitz e Merton Miller. Este modelo nasceu com os trabalhos pioneiros de Sharpe (1964), Lintner (1965) e Mossin (1966) e tem sido aprimorado desde então, através de várias extensões ao modelo original, para captar os diferentes aspectos do mundo econômico real. (COSTA JR., 1996, p. 3)

Para se especificar o significado e importância do CAPM, torna-se útil, primeiramente explicar sobre o que é o coeficiente beta e suas propriedades.

Pesquisas têm demonstrado que a melhor maneira de se medir o risco de um título numa carteira diversificada é o beta, ainda que a covariância (ou correlação) também sirva para o mesmo propósito. Ross, Westerfield e Jaffe (1995) definem o beta como a medida de sensibilidade de uma variação do retorno de um título individual à variação do retorno da carteira de mercado.

Os autores afirmam ainda que quando se pondera o beta médio de todos os títulos do mercado pela proporção entre o valor de mercado de cada título, este beta é igual a 1. Em outras palavras, o beta médio de uma carteira ampla é igual a 1. Assim, um título que tenha um beta de 1,5, por exemplo, apresenta um risco maior do que a média de risco de uma carteira composta por todos os títulos do mercado (carteira de mercado).

O beta pode ser assim expresso:

$$\beta_i = \frac{Cov(R_i, R_m)}{\sigma^2(R_m)}$$

Onde:

$\beta_i$  = Beta do ativo i;

$Cov(R_i, R_m)$  = Covariância dos retornos do ativo i em relação aos da carteira de mercado;

$\sigma^2(R_m)$  = Variância dos retornos da carteira de mercado.

Tendo-se chegado ao conceito e explanação do que o beta representa, voltar-se-á agora para o modelo CAPM propriamente dito. Para tanto, é necessário destacar suas hipóteses básicas, como em qualquer outro modelo.

Costa Jr. (1991) *apud* Costa Jr. (1996), enumera estas hipóteses:

a) os indivíduos tomam suas decisões de investimentos baseados no valor esperado e variância das distribuições futuras das taxas de rentabilidade;

b) o mercado é perfeitamente competitivo, ou seja, não existe custo de transação, não existe imposto e todos os ativos são infinitamente divisíveis;

c) os indivíduos são racionais, avessos ao risco e maximizam sua utilidade esperada;

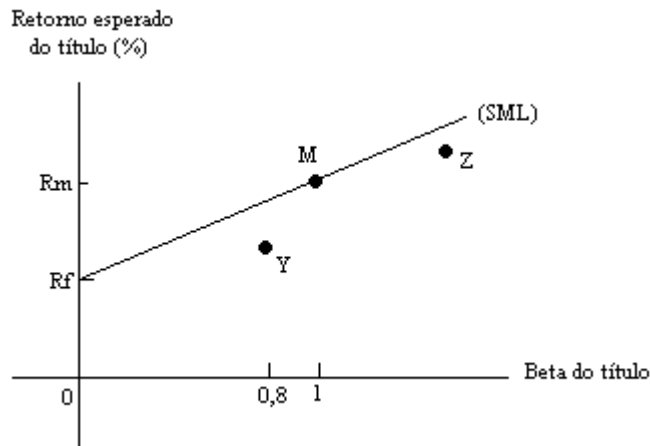
d) os indivíduos têm expectativas homogêneas;

e) existe um ativo sem risco,  $F$ , e todos os indivíduos podem emprestar e tomar emprestado à mesma taxa,  $R_F$ ;

f) todos os indivíduos têm o mesmo horizonte, de um período de tempo, para tomar suas decisões de investimento.

Como visto, a melhor medida entre o risco e o retorno esperado nesta situação é o beta, e o retorno esperado de um título deve estar positivamente relacionado ao seu beta. Graficamente, esta relação é demonstrada pela reta do mercado de títulos, representada no gráfico 3.

Gráfico 3: Linha de mercado de títulos.



Fonte: Elaborado pela autora.

Ross, Westerfield e Jaffe (1995) destacam alguns argumentos importantes quanto a esta reta:

- Um beta igual a zero: Um ativo que possua beta igual a zero, na prática não possui risco e, portanto, seu retorno esperado é igual à taxa livre de risco  $R_f$ .
- Um beta igual a um: Como observado anteriormente, o beta igual a um é o beta médio de uma carteira de títulos (M). Como todos os títulos possuem, neste caso, beta igual a um, todos eles possuirão também o mesmo retorno esperado, o retorno esperado da carteira ( $R_m$ ).
- Linearidade: Por um lado, a linha de mercado de títulos é ascendente porque quanto maior for o beta, maior será o retorno esperado do título. Por outro, a relação entre beta e retorno esperado do título é dada por uma linha reta. O motivo disto pode ser explicado observando-se o ponto Y, que tem um beta de 0,8. Este título é representado por um ponto abaixo da linha de mercado de títulos. Porém, a carteira dominaria o título Y porque possui retorno esperado maior, com o mesmo beta.

O título Z, por sua vez, tem um beta superior a um. Este ativo está oferecendo um retorno menor que o do mercado e um risco maior. Ou seja, o mercado está sobreavaliando este título e quando isto for constatado será promovida sua venda até que seu preço caia e o retorno esperado atinja a reta de SML. Esta carteira também deve situar-se na SML, dominando o título Z.

O que ocorreria seria que ninguém iria investir apenas em Y ou em Z e seus preços cairiam, elevando retorno esperado de ambos os títulos, até que eles se posicionassem sobre a SML. Neste caso observou-se duas ações sobreavaliadas. Caso elas estivessem subavaliadas



e, portanto, acima da SML, seus preços se elevariam até que seus retornos esperados situassem-se sobre a SML.

d) Tanto carteiras quanto títulos individuais: Até aqui trabalhou-se o modelo CAPM com títulos individuais, porém a relação apresentada no gráfico é válida também para carteiras e neste caso o beta é dado pela média ponderada dos betas dos títulos.

Assaf Neto (1999) descreve sobre algumas aplicações do CAPM na prática. Segundo o autor o modelo é bastante utilizado no campo das finanças permitindo determinar, a partir do retorno esperado, o risco do ativo. Em extensão, é possível também calcular o risco de uma carteira, fazendo com que o investidor selecione de maneira mais eficiente uma combinação de ativos de acordo com sua preferência. O CAPM também oferece a oportunidade de se conhecer a taxa de retorno requerida pelos proprietários de uma empresa, e é aplicado em decisões envolvendo orçamento de capital. Assim, para companhias que operam com várias unidades de negócio, pode-se estimar o retorno esperado para cada um deles, avaliando ao mesmo tempo seu desempenho econômico, principalmente no que diz respeito à agregação de valor.

## 2.4 LIMITAÇÕES DAS FINANÇAS MODERNAS

As finanças modernas têm, conforme revisado em tópicos anteriores, a hipótese dos mercados eficientes como um de seus pilares de sustentação. Relembrando rapidamente o que esta hipótese representa, de acordo com Assaf Neto (1999, p. 227) “um mercado eficiente é entendido como sendo aquele que os preços refletem as informações disponíveis e apresentam grande sensibilidade a novos dados, ajustando-se rapidamente a outros ambientes”.

O CAPM vem justamente no sentido de corroborar a conjectura acima descrita, sendo considerado o modelo base da Moderna Teoria das Finanças. Observando-se o mundo real, no entanto, percebe-se que o CAPM e toda a teoria por detrás dele, dificilmente são aplicáveis ao dia-a-dia dos mercados, devido em grande parte às hipóteses restritivas do modelo.

Tem-se neste sentido, que ao contrário do que a teoria prega, os mercados não são perfeitamente competitivos, os indivíduos nem sempre são racionais, assim como não possuem expectativas homogêneas. Ao mesmo tempo os mercados não são eficientes de forma que nem todas as informações são refletidas nos preços.

A partir destas constatações, nos últimos 30 anos diversos pesquisadores trataram de realizar testes empíricos para comprovar a validade do modelo e a utilização do beta como variável de medida de risco.

De acordo com Costa Jr. *et al* (2008) existem três argumentos centrais contra a utilização do CAPM enquanto modelo básico de medida de risco. O primeiro deles alega que pesquisas demonstraram a ineficácia do beta enquanto melhor medida de risco para ativos individuais, remetendo maior ênfase para variáveis macroeconômicas e fatores referentes ao preço das ações. O segundo declara que pesquisas empíricas provaram que os retornos dos ativos são também influenciados por medidas de riscos não sistemáticos. O terceiro argumento, por fim, assegura a inexistência de relação sistemática entre o beta e os retornos das ações, ou seja, o beta não serve enquanto medida de risco.

Segundo Costa Jr. (1996), trabalhos recentes indicam que variáveis provenientes da chamada “análise fundamentalista” são mais eficazes no que diz respeito à explicação das variações nas rentabilidades das ações do que o CAPM, por mais que não existam teorias bem fundamentadas que expliquem esse fato.

Para este autor, os principais indicadores fundamentalistas que explicam a rentabilidade das ações são: o valor de mercado, o índice valor contábil/valor de mercado da ação, e o índice preço/lucro e alavancagem. Ainda Fama & French (1992) e Chan *et al* (1991), através de seus trabalhos, mostraram que o índice formado pela razão entre o valor contábil e o valor de mercado da ação é ainda mais significativo que o próprio beta.

Fama & French (1992) por meio de seu trabalho estudaram 50 anos de cotações mensais de preços de ações negociadas no mercado norte-americano e, através de regressões simples e múltiplas (testes multivariados), chegaram à conclusão de que existem quatro variáveis além do beta que explicam as variações das rentabilidades médias das ações, sendo elas:

- 1) valor de mercado ou tamanho (preço da ação x número de ações existentes);
- 2) índice valor contábil/valor de mercado da ação;
- 3) índice lucro por ação/preço da ação; e
- 4) alavancagem financeira (relação entre o capital de terceiros e capital próprio).

Chan *et al* (1991) realizaram um estudo similar ao de Fama & French (1992), porém utilizaram dados no mercado de ações japonês entre 1971 e 1988, também verificando a capacidade de explicação de variáveis fundamentalistas sobre a rentabilidade média de ações. Os resultados de seus testes mostram que são significativos os índices valor contábil/valor de mercado, e o índice (lucro por ação + depreciação)/preço.

No que se refere ao mercado brasileiro, Costa Jr. & O'Hanlon (1991) e Costa Jr. (1995), comprovaram que a variável valor de mercado das ações tem participação na explicação da rentabilidade média das ações, sendo esta variável ainda mais significativa do que o beta, porém apresentando uma relação negativa.

Fica explícito, a partir destes trabalhos, que o beta não é a única nem a melhor variável explicativa da relação risco-retorno dos ativos, sendo que as variáveis da análise fundamentalista apresentam maior significância neste sentido. De acordo com Andrade (2004, p. 21) “uma das vantagens de utilizar os índices fundamentalistas para explicar o retorno das ações é que enquanto o beta tem que ser estimado, esses índices podem ser observados diretamente através dos balanços das empresas”.

## 2.5 ÍNDICES FUNDAMENTALISTAS

Tendo-se conhecimento que as aplicações em Bolsa de Valores são aplicações de risco, os investidores desse mercado buscam analisar as melhores opções de aproveitamento do capital empregado. Cavalcante e Rudge (2009, p. 263) consideram que “o sucesso do investimento em ações depende fundamentalmente da capacidade de análise do investidor”. Neste sentido, os investidores procuram avaliar o comportamento das empresas que possuem ações listadas na Bolsa de forma a minimizar seus riscos e maximizar seus ganhos.

Apesar do processo de decisão de investimento acionário ser, muitas vezes, desenvolvido de maneira mais intuitiva, é indispensável para efeito de um posicionamento mais racional de mercado, que a aplicação financeira seja reflexo de uma avaliação mais formal desses ativos. (ASSAF NETO, 1999, p. 207)

Existem duas formas de se fazer este diagnóstico, que são por meio da análise fundamentalista ou através da análise técnica. As duas podem ser utilizadas tanto separadamente quanto em conjunto.

Para os fins deste trabalho será dado enfoque à análise fundamentalista, apenas revisando-se rapidamente a análise técnica, seus conceitos e objetivos. Isto será feito devido à análise técnica ser uma metodologia voltada principalmente ao curto prazo, às movimentações imediatas e de caráter especulativo, fugindo totalmente, portanto, da finalidade desta pesquisa.

### **2.5.1 Análise técnica**

A análise técnica tem como objetivo principal mostrar como os preços das ações se comportam, utilizando-se de dados do passado para prever possibilidades de movimentos futuros e, assim, identificar oportunidades de operações atraentes.

Seu fundador foi Charles Dow que, através de sua teoria, constatou que o mercado move-se de acordo com tendências indicadoras dos movimentos dos preços dos títulos. Castro (1979, p. 166), define que “as tendências são definições de movimentos ascendentes (tendências de alta) ou descendentes (tendências de baixa) nos preços das ações”. Assim sendo, antes de oscilações de alta ou de baixa nas cotações, sucedem-se formações que apontam o que está por vir adiante, possibilitando a otimização de entradas e saídas do mercado. Para Castro (1979, p. 166) “as formações são sinais que aparecem nos gráficos devido às oscilações nas cotações”.

Esta análise preocupa-se, portanto, basicamente com o movimento dos preços, deixando de lado fatores externos que possam vir a intervir na sua formação, assim como os motivos de suas oscilações. Nesta perspectiva, tudo pode ser resumido em termos de preços e volumes negociados. Desta forma, estas oscilações refletem basicamente as perspectivas da massa dos investidores em relação ao mercado, sejam elas positivas ou negativas.

Os principais instrumentos utilizados para a previsão das tendências futuras são os gráficos e os indicadores, que servem para presumir qual o melhor momento de venda e compra de títulos no mercado.

### **2.5.2 Análise fundamentalista**

No mercado de ações um dos principais objetivos dos investidores é saber quando que uma ação está cara ou barata para poder estimar o melhor momento de compra ou de venda seguindo, para tanto, a premissa de que o ideal é comprar quando um papel está com seu preço baixo e vender quando este preço está alto.

O que determina o preço das ações depende de muitos fatores. Geralmente no curto prazo ele é determinado através dos movimentos de oferta e demanda, ao passo que no médio e longo prazo costuma ser definido por meio das perspectivas e fundamentos não só da empresa a qual a ação pertence, mas também do cenário setorial no qual a companhia se insere, macroeconômico, internacional, etc.

A hipótese básica da análise fundamentalista é a existência de um valor natural ou intrínseco para cada ação, valor este correlacionado diretamente com o desempenho da empresa. Desta maneira, fica claramente definido o campo de atuação deste tipo de análise: as empresas, precipuamente, os setores nos quais elas se inserem, e a economia como um todo. (CASTRO, 1979, p. 167)

Em poucas palavras, a análise fundamentalista é o método que preocupa-se em determinar qual o preço justo para uma ação. O preço justo é calculado a partir das expectativas de lucros ou prejuízos futuros da empresa, e seu valor não é um consenso perante os participantes do mercado, pois baseia-se em uma análise pessoal de cada integrante.

Logo, os preços de mercado nem sempre são iguais aos preços justos que se calculam, podendo os preços de mercado estar subavaliados ou superavaliados. De uma forma geral, eles refletem a média das expectativas quanto ao preço justo que ocorre entre compradores e vendedores da ação.

A análise fundamentalista, portanto, tem como finalidade avaliar alternativas de investimentos por meio da estimativa dos resultados futuros das empresas através de análises a respeito do desempenho e da situação econômico-financeira destas, associado ao exame do contexto macroeconômico e setorial em que a companhia está inserida.

Processando essas informações o investidor consegue projetar cenários futuros, conhecer mais a respeito da empresa, seus planos de investimentos, capacidade produtiva, inovação, eficiência, modelo de administração e traçar resultados futuros a partir da análise de suas demonstrações.

De acordo com o embasamento teórico da análise fundamentalista, existe uma relação entre o valor intrínseco de uma ação e seu valor de mercado. O valor intrínseco, conforme Cavalcante e Rudge (2009, p. 117), é o “valor apurado no processo de análise fundamentalista”. Por outro lado, o valor de mercado seria o valor da cotação do papel na Bolsa de Valores expresso pela média das expectativas dos compradores e vendedores como já colocado acima.

Assim, na prática o que deve ocorrer é uma compra quando o valor de mercado de uma ação situa-se abaixo de seu valor intrínseco, e uma venda quando o valor de mercado localiza-se acima do valor intrínseco.

Tendo em vista ocorrências desta natureza, torna-se imprescindível a utilização de instrumentos mais aprimorados e precisos quanto ao desempenho das empresas. Para tanto, existem os indicadores financeiros que baseiam-se nas demonstrações contábeis de cada companhia.

Os dados patrimoniais encontram-se expostos nos demonstrativos financeiros, sendo que estes têm como principal componente o balanço patrimonial, seguido pelos demonstrativos de resultado e notas explicativas.

A análise das demonstrações financeiras visa fundamentalmente ao estudo do desempenho econômico-financeiro de uma empresa em determinado período passado, para diagnosticar, em consequência, sua posição atual e produzir resultados que sirvam de base para a previsão de tendências futuras. Na realidade, o que se pretende avaliar são os reflexos que as decisões tomadas por uma empresa determinam sobre sua liquidez, estrutura patrimonial e rentabilidade. (ASSAF NETO, 2003, p. 97-98)

### 2.5.2.1 Índices fundamentalistas

A seguir, serão descritos os índices fundamentalistas mais utilizados, seus respectivos métodos de cálculo, e seus significados e interpretações.

a) Os indicadores de mercado utilizados:

i) Índice Preço/Lucro (P/L):

$$P/L = \frac{\text{Preço de Mercado da Ação}}{\text{Lucro por Ação}}$$

Este índice retrata o prazo de retorno do investimento, expresso em anos. Em outras palavras, o tempo que o aplicador levará para receber de volta o valor que foi investido inicialmente.

A princípio, quanto menor for o índice P/L, mais recomendável será a compra do papel, porém um PL alto também pode representar boas potencialidades futuras. Tudo depende de uma análise conjunta dos diversos indicadores. Um índice P/L baixo representa também maior risco para o investimento na ação. O oposto ocorre para um índice P/L alto.

ii) Índice Preço/Valor Patrimonial (P/VPA):

$$P/VPA = \frac{\text{Preço da Ação}}{\text{Valor Patrimonial da Ação}}$$

Onde,

$$VPA = \frac{\text{Patrimônio Líquido}}{\text{Número de Ações}}$$

O preço/valor patrimonial demonstra quanto de patrimônio, em reais, cada acionista tem para cada ação possuída. Este índice é considerado pelas companhias como uma forma de verificar o valor de sua riqueza social.

iii) Dividendo Yield (YD):

$$YD = \frac{\text{Dividendo Anual por Ação}}{\text{Preço da Ação}}$$

O Dividendo Yield representa quanto, em porcentagem, do preço da ação foi distribuído em forma de dividendos, ou seja, quanto foi pago de dividendo por ação. É importante lembrar que a porcentagem do lucro distribuído difere de empresa para empresa, assim como sua periodicidade.

iv) Valor de Mercado

$$\text{Valor de Mercado} = \text{Cotação das Ações} \times \text{Número de Ações}$$

O valor de mercado nada mais é que o valor que representa em quanto o capital próprio de uma companhia está avaliada perante o mercado. Matematicamente é o produto da cotação das ações pelo número de ações disponíveis no mercado.

b) Os indicadores financeiros utilizados

i) Lucro por Ação (LPA):

$$LPA = \frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Nº de Ações no Mercado}}$$

É o lucro líquido dividido pelo número de ações.

ii) Rentabilidade do Patrimônio Líquido (RPL):

$$RPL = \frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Patrimônio Líquido} - \text{Lucro Líquido}}$$

A rentabilidade do patrimônio líquido demonstra o percentual de retorno dos recursos investidos pelos acionistas da companhia. Assim, mensura quanto é auferido de lucro para cada real (R\$) aplicado em recursos próprios.

iii) Margem Líquida (ML):

$$ML = \frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Receita Líquida}}$$

A margem líquida é uma medida de lucratividade da empresa que retrata qual o percentual de receita que resta após a dedução de custos, despesas, impostos e juros. Assim, demonstra quanto resta de receita para as decisões a serem tomadas pelos acionistas.

iv) Endividamento Financeiro:

$$EF = \frac{\text{Passivo exig.a longo prazo}}{\text{Patrimônio líquido}}$$

O endividamento financeiro demonstra a dependência da empresa em relação a recursos de terceiros para financiar suas operações. Retrata, sobretudo, a capacidade da companhia de pagar suas obrigações a longo prazo.

A fórmula retrata, assim a relação entre o capital de terceiros e o capital próprios. Quocientes exageradamente altos costumam denotar que a empresa tem chances de vir a falir, apesar que existem exceções e essa regra não se aplica necessariamente a todas as empresas.

v) Liquidez Corrente:

$$LC = \frac{\text{Ativo Circulante}}{\text{Passivo Circulante}}$$

A liquidez corrente tem como objetivo constatar a capacidade de pagamento da companhia no curto prazo e costuma ser considerado o melhor indicador da situação de liquidez de uma empresa. Assim, relaciona quantos reais a empresa dispõe, imediatamente disponíveis e conversíveis no curto prazo, com suas dívidas também no curto prazo. Em outras palavras, indica quanto existe de ativo circulante para cada R\$ 1,00 de dívida a curto prazo.

vi) Liquidez Geral:

$$LG = \frac{\text{Ativo Circ.} + \text{Realizável a longo prazo}}{\text{Passivo Circ.} + \text{Exigível a longo prazo}}$$



A liquidez geral se designa a verificar a saúde financeira a longo prazo da empresa, indicando quanto, para cada R\$ 1,00 de dívida (tanto a curto como a longo prazo), existe de bens direitos no ativo como um todo para saldar as dívidas. Deste modo, um valor referencial para este indicador, assim como para os demais indicadores de liquidez, é 1, o que significa que se o resultado for maior do que 1, a empresa possui condições de pagar suas dívidas gerais, enquanto que se for menor do que 1, ela não possui tal condição.

vii) Liquidez Seca:

$$LS = \frac{\text{Ativo Circ.} - \text{Estoques}}{\text{Passivo Circ.}}$$

Este indicador é similar à liquidez corrente, porém, para o seu cálculo são subtraídos os estoques do valor do ativo circulante. Este procedimento faz com que seja observada a capacidade de pagamento da empresa considerando apenas suas disponibilidades, ou seja, no caso do pagamento de suas dívidas, ela não conta com a venda de seus estoques.

## 2.6 ANÁLISE MULTIVARIADA

A análise multivariada, de acordo com Hair *et al* (2009) é uma extensão de análises univariadas e bivariadas, e diz respeito ao conjunto de todos os métodos estatísticos que examinam, simultaneamente, diversas variáveis sobre indivíduos ou objetos sob investigação. Na concepção dos autores, para ser considerada como análise multivariada, as variáveis envolvidas devem ser todas elas aleatórias e inter-relacionadas fazendo com que seus diversos efeitos não possam ser interpretados isoladamente. Logo, esta análise tem como propósito explicar o grau de relação entre distintas variáveis estatísticas.

Dentro de uma classificação de métodos multivariados, têm-se duas técnicas, a de dependência e a de interdependência. As técnicas de dependências são aquelas nas quais uma variável ou um conjunto de variáveis são consideradas como dependentes e, portanto, devem ser explicadas através de outras variáveis chamadas de independentes. Por outro lado, as técnicas de independência são referentes àquelas em que nenhuma variável deve ser explicada através de outra ou de outras variáveis, de forma que todas são analisadas simultaneamente.

Hair *et al* (1998) identifica 11 principais tipos de análise multivariada:

- a) Análise de componentes principais e análise do fator comum;

- b) Regressão múltipla e correlação múltipla;
- c) Análise discriminante;
- d) Análise de variância e covariância multivariada;
- e) *Conjoint analysis*;
- f) Correlação canônica;
- g) Análise de *clusters*;
- h) Ordenação multidimensional;
- i) Análise de correspondência;
- j) Regressão logística;
- k) Modelos de equações estruturais.

### 2.6.1 Análise discriminante

A análise discriminante, conforme descrito acima é apenas uma dentre os diversos tipos existentes de técnicas de análise multivariada. Dentro destas técnicas, segundo Hair *et al* (2009), a regressão múltipla é a mais amplamente empregada, devido à sua aptidão em elucidar e presumir variáveis métricas. Não obstante, quando trata-se de variáveis não métricas, a regressão múltipla torna-se inadequada, abrindo espaço, então, para a aplicação da análise discriminante que lida justamente com variáveis dependentes não-métricas.

Conceituando os termos *variáveis métricas* e *variáveis não-métricas*, tem-se que as primeiras são referentes a dados quantitativos utilizados quando indivíduos diferem em quantia ou grau em relação a algum atributo. De acordo com Hair *et al* (2009, p. 25), “variáveis metricamente medidas refletem quantidade ou grau relativo e são apropriadas para atributos envolvendo quantia ou magnitude, como nível de satisfação ou compromisso com um emprego”.

Já as variáveis não-métricas, são aquelas que tratam de dados qualitativos e, ainda conforme Hair *et al* (2009, p.24), “são medidas que descrevem diferenças em tipo ou natureza, indicando a presença ou ausência de uma característica ou propriedade”.

A análise discriminante, portanto, tem como objetivo detectar quais são as variáveis e categorias que explicam o motivo da localização de uma entidade. Assim, busca encontrar a probabilidade de um indivíduo ou objeto pertencer a um grupo ou a outro, de acordo com suas características, características estas representadas através de variáveis métricas independentes. Hair *et al* (2009, p. 222), em relação à análise discriminante, definem que “em cada caso, os

objetos recaem em grupos, e o objetivo é prever ou explicar as bases para a pertinência de cada objeto a um grupo através de um conjunto de variáveis independentes selecionadas pelo pesquisador”.

Logo, este tipo de análise relaciona uma ou mais variáveis dependentes não-métricas com uma gama de variáveis independentes métricas. Quando as variáveis dependentes dividem-se em dois grupos, a técnica é chamada de *análise discriminante de dois grupos*, e quando consistem em três ou mais classificações chama-se de *análise discriminante múltipla*.

Este tipo de análise procura esquadrihar uma variável estatística. O significado de uma variável estatística discriminante é bem definido por Costa (2003) *apud* Andrade (2004, p. 27) da seguinte forma: “uma combinação linear de duas ou mais variáveis independentes que possa, da melhor maneira possível, separar ou discriminar dois ou mais grupos de observações ou casos previamente definidos”.

Hair *et al* (2009) complementa, dizendo que a discriminação se dá através do estabelecimento de pesos da variável estatística para cada variável independente de tal maneira que maximize as distinções entre os grupos. A variável estatística discriminante é chamada de *função discriminante* e esta função serve para separar, da melhor forma possível, as entidades entre os diferentes grupos.

Assim, a análise discriminante é a técnica estatística adequada para verificar a que grupo de classificação pertence uma determinada observação. Para tal, faz-se uso da função discriminante que é estimada pela análise.

Quando se calcula a média dos escores discriminantes das entidades pertencentes a um determinado grupo, encontra-se a média deste grupo que, em termos estatísticos, é chamada de centróide. Desta forma, a quantidade de centróides é igual à quantidade de grupos envolvidos na análise.

A significância estatística da função discriminante ocorre por meio de uma medida de distância entre os centróides dos grupos, e é calculada comparando-se as distribuições dos escores de cada grupo. Segundo Hair *et al* (2009, p. 225) “se a sobreposição na distribuição é pequena, a função discriminante separa bem os grupos. Se a sobreposição é grande, a função é um discriminador pobre entre os grupos”.

Figura 1 – Baixa sobreposição entre as curvas de distribuição.

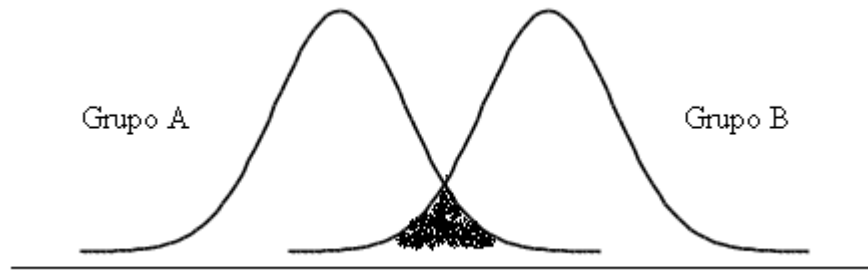


Figura 2 – Alta sobreposição entre as curvas de distribuição.



De acordo com Hair *et al* (1998) *apud* Andrade (2004), o bom emprego da análise discriminante se dá por meio do acompanhamento de seis estágios, a saber:

- a) Estabelecer quais são os objetivos da pesquisa;
- b) Selecionar as variáveis dependentes e independentes;
- c) Estabelecer suposições quanto à normalidade das variáveis independentes e verificar se as matrizes de variância-covariância são iguais para os grupos;
- d) Estimação da função discriminante;
- e) Avaliação da capacidade de classificação da função discriminante;
- f) Avaliação dos resultados. Refere-se à determinação da importância de cada variável na discriminação entre os grupos.
- g) Validação dos resultados. Refere-se à validação cruzada (amostra para estimação e amostra para validação).

Para se trabalhar com o modelo da análise discriminante, Hair *et al* (2009) alertam para algumas condições que devem ser observadas em relação às variáveis independentes, como normalidade multivariada, homogeneidade das matrizes de variância e covariância, ausência de multicolinearidade e linearidade.

De acordo com Tabachnick e Fidell (2001) *apud* Antunes *et al* (2004, p.50) “a normalidade multivariada significa que as variáveis independentes formam amostras aleatoriamente escolhidas da população e a distribuição de seus valores se aproxima de uma distribuição normal”. Geralmente quando as variáveis não seguem uma normalidade, aplicam-se técnicas de transformações de forma a torná-las normais.

No que se refere à condição de homogeneidade das matrizes de variância e covariância, Hair *et al* (2009) explica que matrizes desiguais podem afetar de maneira negativa a classificação entre os grupos previamente definidos, pois a significância estatística do processo de categorização dos elementos é afetada adversamente, visto se tratar de grupos com grande dispersão.

A multicolinearidade, também conforme Hair *et al* (2009) significa que as variáveis independentes estão correlacionadas, de forma que uma pode ser altamente prevista ou explicada pela outra, acrescentando pouco ao poder explicativo do conjunto.

Finalmente, em relação à linearidade das variáveis, deve-se realizar transformações caso essa condição não seja satisfeita, pois relações não lineares não são refletidas pela função discriminante.

## 2.7 TERMÔMETRO DE KANITZ

Com a evolução contínua e importância cada vez mais premente que o mercado de capitais vem apresentando no decorrer das últimas décadas no âmbito das economias nacionais e internacionais, o processo de avaliação da situação empresarial dos mais diversos setores tem se tornado cada vez mais apurado e específico.

A análise de balanços sempre ocupou posição de destaque neste sentido, auxiliando o processo de decisão através de seus indicadores e quocientes, sendo estes dispostos em grupos que avaliam uma empresa sob os mais diversos enfoques. Não obstante, para além das análises tradicionais, existem também algumas outras com capacidade preditiva, que baseiam-se em uma cesta de informações ponderadas por critérios estatísticos.

Dentre estas avaliações de caráter preditivo, encontra-se a análise de insolvência que, em uma descrição de Gabas (1990) *apud* Gimenes e Uribe-Opazo (2003, p. 46) “trata-se de identificar, por meio de procedimentos estatísticos a relação funcional entre os índices financeiros e o estado de solvência ou de insolvência de uma organização”.

De acordo com Bruni *et al* (1998) os estudos acadêmicos relacionados ao fator insolvência datam do final da década de 60, tendo como um de seus trabalhos pioneiros o do americano Altman (1968), sendo seguido posteriormente por diversas outras publicações. No Brasil, os autores que se destacaram no estudo deste tema foram Kanitz (1976), Elizabetsky (1976), Matias (1978), o próprio Altman (1978) durante o período em que esteve no país, Pereira (1983), Bragança (1985) e, finalmente, Matias e Siqueira (1996).

No contexto nacional, o modelo de previsão de falências de Stephen C. Kanitz, do departamento de Contabilidade da FEA/USP, foi o pioneiro no que se refere ao assunto abordado, desenvolvendo um método estatístico que classifica uma empresa de acordo com sua saúde econômico-financeira.

O modelo desenvolvido para previsão de falências foi denominado de “Termômetro de Insolvência”, utilizando-se para tal, de um número reduzido de índices financeiros. Conforme Andrade (2004), por meio de uma ponderação estatística desses índices encontra-se uma função discriminante, denominada por Kanitz como “fator de insolvência”.

Tem-se, segundo Kassai e Kassai (1998), que:

$$\text{Fator de Insolvência} = (0,05X1) + (1,65X2) + (3,55X3) - (1,06X4) - (0,33X5)$$

Onde:

$$X1 = \frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Patrimônio Líquido}}$$

$$X2 = \frac{\text{Ativo Circulante} + \text{Realizável a Longo Prazo}}{\text{Passivo Circulante} + \text{Exigível a Longo Prazo}}$$

$$X3 = \frac{\text{Ativo Circulante} - \text{Estoques}}{\text{Passivo Circulante}}$$

$$X4 = \frac{\text{Ativo Circulante}}{\text{Passivo Circulante}}$$

$$X5 = \frac{\text{Passivo Circulante} + \text{Exigível a Longo Prazo}}{\text{Patrimônio Líquido}}$$

Kassai e Kassai (1998) *apud* Andrade (2004) ressaltam que “os coeficientes atribuídos a cada indicador são resultado do tratamento estatístico dado pelo autor e não foram revelados em seu artigo”.

Estimado o fator de insolvência, será possível prever a possibilidade que uma empresa tem a falir, enquadrando o fator no termômetro de insolvência. Este termômetro nada mais é do que uma escala que indica a situação na qual encontra-se uma companhia, podendo esta situação variar entre solvente, penumbra e insolvente.

Neste sentido, numa escala numérica que varia de -7 a 7, o fator de insolvência que situar-se entre os valores positivos (0 a 7) indica que a empresa é solvente. Se o fator resultar num valor abaixo de -3, isso significará que a situação da companhia é ruim e ela encontra-se em estado de insolvência, podendo vir a falir. Se o fator encontrar-se num intervalo intermediário (entre 0 e -3), isto indicará que a empresa situa-se em uma área chamada de *penumbra*, na qual o fator de insolvência não é suficiente para indicar o estado que encontra-se a companhia, porém, requer cuidado. Logo, observa-se que quanto maior for o fator de insolvência, melhor será a situação econômico-financeira da empresa.

Naquela época, início da década de 70, Kanitz aplicou seu modelo nas 500 Melhores e Maiores empresas brasileiras. A empresa escolhida como a melhor do ano apresentava um fator de insolvência igual a “10”, enquanto que outra com fator igual a “-2,6” pediu concordata no ano seguinte, com um fator de insolvência igual a “-7”, conforme descreve Kassai e Kassai (1998, p. 3).

É importante salientar que o modelo de Kanitz foi desenvolvido a partir de uma amostra colhida na época de sua constituição, de forma que, se o modelo fosse transportado para os dias de hoje, este não apresentaria o mesmo grau de precisão previsto há três décadas.

A implicação disto incorre em que, mesmo fazendo-se uso do mesmo ferramental estatístico, deve-se calcular novos coeficientes para a estimação da função discriminante utilizando-se, para tal, de uma amostra obtida a partir de dados atuais.

### 3 COLETA DE DADOS, METODOLOGIA E RESULTADOS

#### 3.1 DESCRIÇÃO DA POPULAÇÃO E DA AMOSTRA

A população utilizada como alvo da pesquisa foi constituída por todas as ações negociadas na Bovespa no período de 30/06/2008 a 30/06/2009, e disponíveis no banco de dados do *software* Economatica. Após a coleta destes dados, constatou-se que algumas empresas não apresentavam todas as variáveis necessárias para a realização da análise, fosse por não possuírem capital aberto no período estabelecido, ou por terem sido fechadas ou incorporadas, entre outros motivos. Por causa disso, essas empresas foram retiradas da amostra final. Assim sendo, selecionou-se uma amostra composta por 144 ações que apresentavam, no período estabelecido, os dados referentes aos indicadores escolhidos para a análise, indicadores estes que serviram como variáveis explicativas do modelo.

Dentre essa amostra de 144 ações, foram destacadas as 20% mais rentáveis (quartil superior) e as 20% menos rentáveis (quartil inferior), e os resultados foram arredondados para cima, de forma que cada grupo apresentasse 29 ações, durante o período de 30/06/2008 e 30/06/2009. Este procedimento deveu-se ao fato de a análise discriminante apresentar resultados estatísticos mais significativos quando aplicada sob grupos do mesmo tamanho ou de tamanhos próximos. No presente caso, os grupos eram compostos por 110 empresas com rentabilidade negativa, e 34 com rentabilidade positiva, ou seja, os grupos apresentavam tamanhos bastante díspares.

A escolha do período determinado para análise é justificada com base no momento de pico do índice Ibovespa antes da crise de hipotecas nos Estados Unidos, a partir da qual o índice caiu drasticamente. Assim sendo, tem-se, de acordo com dados do site da Bovespa que o pico do Ibovespa foi em maio de 2008, quando atingiu 73.516,81 pontos. Já nos meses de junho de 2008 e junho de 2009, os picos foram de 71.897,25 pontos e 54.486,29 pontos, respectivamente.

Escolheu-se o período de um ano pois geralmente os indicadores utilizados no modelo são calculados com base nos balanços que são divulgados até o final do mês de março de cada ano. E para garantir que os dados utilizados tenham realmente sido publicados, utilizou-se o mês de junho, pois caso contrário poder-se-ia incorrer no viés denominado *look ahead bias*.



Além disso, as ações só passaram a recuperar-se da crise a partir do início do ano de 2009, quando o Ibovespa voltou a subir, de forma que em junho deste ano o índice já encontrava-se numa média aproximada de 52.000 pontos.

### **3.1.1 Variáveis**

As variáveis foram tratadas com base em dados econômico-financeiros e de mercado pertencentes às empresas da amostra final, tendo sido divididas entre variáveis dependentes e variáveis independentes.

#### ***3.1.1.1 Variáveis dependentes***

Chama-se de variável dependente aquela variável que é tanto afetada, como explicada através das variáveis independentes às quais se relaciona.

No caso do presente estudo, as variáveis dependentes foram divididas entre Retorno Alto e Retorno Baixo. Para tanto, coletou-se os preços de fechamento das ações nas datas de 30/06/2008 e 30/06/2009, aplicando-se então, para cada ação, a fórmula do retorno, conforme abaixo:

$$\text{Retorno} = \left( \frac{F1}{F2} - 1 \right) \times 100$$

Onde:

F1 é o preço de fechamento da ação na data 1;

F2 é o preço de fechamento da ação na data 2.

Dando continuidade, empresas cujos retornos encontravam-se no quintil superior, foram codificadas com o número 1. Já empresas cujos retornos encontravam-se no quintil inferior, foram codificadas com o número 2.

Abaixo, apresentam-se os quadros com as composições finais de cada grupo de ações e seus respectivos retornos.

Tabela 1 – Amostra do Grupo 1 (Quartil Superior).

<b>Ações</b>	<b>Retorno (%)</b>	<b>Código</b>
AES Elpa	78,60	1
Natura	66,14	1
Whirlpool	47,03	1
Santanense	41,89	1
Light S/A	40,50	1
Coelce	38,74	1
AES Tiete	36,99	1
Souza Cruz	33,07	1
Totvs	31,47	1
Ambev	31,04	1
Drogasil	29,49	1
Contax	26,72	1
M. Diasbranco	26,39	1
Eternit	23,76	1
Telemig Part	23,03	1
Terna Part	22,97	1
Marisol	21,44	1
Sao Carlos	21,42	1
Cia Hering	17,83	1
Sul America	12,83	1
P.Acucar-Cbd	12,36	1
Marisa	11,83	1
Grendene	10,10	1
Telesp	8,46	1
Alfa Holding	5,15	1
Ultrapar	4,20	1
CCR Rodovias	4,12	1
Redecard	2,89	1
Multiplan	2,88	1

Fonte: Produzida pela autora

Tabela 2 – Amostra do Grupo 2 (Quartil Inferior).

<b>Ações</b>	<b>Retorno (%)</b>	<b>Código</b>
Metalfrio	-81,31	2
Abyara	-78,92	2
Battistella	-77,78	2
JHSF Part	-75,68	2
Aracruz	-74,92	2
Generalshopp	-68,40	2
Klabinsegall	-68,34	2
GPC Part	-68,16	2
Lopes Brasil	-67,23	2
Inpar S/A	-67,09	2
Even	-62,72	2
Globex	-62,56	2
Minerva	-61,88	2
Gp Invest	-59,93	2
Sadia S/A	-57,84	2
Profarma	-57,65	2
Tegma	-57,64	2
Tig Ltd	-56,73	2
Tempo Part	-54,94	2
Medial Saude	-54,16	2
Tecnosolo	-54,1	2
Kroton	-53,08	2
Fosfertil	-49,47	2
Gerdau Met	-48,60	2
Bardella	-48,23	2
Klabin S/A	-48,01	2
Brookfield	-47,39	2
Metal Iguacu	-46,48	2
Eucatex	-46,19	2

Fonte: Produzida pela autora

### ***3.1.1.2 Variáveis independentes***

Chama-se de variáveis independentes aquelas que afetam o desempenho das variáveis dependentes as quais estão associadas.

As variáveis independentes do modelo foram constituídas por indicadores de mercado e financeiros, além do coeficiente beta, e são variáveis clássicas utilizadas no mercado de capitais como forma de avaliação de ações. Elas pertencem em sua maioria à corrente de

análise fundamentalista, com exceção do beta que está de acordo com o modelo CAPM anteriormente descrito, que é um dos pilares da Teoria das Finanças Modernas.

Para fins de adequação ao *software* SPSS, foram calculadas as médias dos indicadores de mercado e financeiros referentes às datas de 30/06/2008 e 30/06/2009.

Um tratamento especial foi destinado ao indicador “valor de mercado”, que na verdade não é um índice, mas sim um valor bruto e, portanto, é representado em termos monetários bastante altos. Desta forma, para padronizá-lo de acordo com as demais variáveis e tornar a análise mais significativa calculou-se o seu logaritmo.

A seguir, serão descritos os indicadores utilizados no modelo:

a) Os indicadores de mercado utilizados

- i) Índice Preço/Lucro (P/L).
- ii) Índice Preço/Valor Patrimonial (P/VPA).
- iii) Dividendo Yield (YD).
- iv) Valor de Mercado.

b) Os indicadores financeiros utilizados

- i) Lucro por Ação (LPA).
- ii) Rentabilidade do Patrimônio Líquido (RPL).
- iii) Margem Líquida (ML).
- iv) Endividamento Financeiro.
- v) Liquidez Corrente.
- vi) Liquidez Geral
- vii) Liquidez Seca.

c) Coeficiente beta

$$\beta_i = \frac{Cov(R_i, R_m)}{\sigma^2(R_m)}$$

Onde:

$\beta_i$  = Beta do ativo i;

$Cov(R_i, R_m)$  = Covariância dos retornos do ativo i em relação aos da carteira de mercado;

$\sigma^2(R_m)$  = Variância dos retornos da carteira de mercado.

O beta relaciona o risco de um ativo com o risco de uma carteira de mercado como um todo. Normalmente o beta médio de uma carteira ampla (ou carteira de mercado) é igual a 1. Destarte, um título que tenha um beta acima de 1 apresenta um risco maior do que a média de risco dos títulos da carteira. Ao contrário, um ativo com beta menor que 1 oferece um risco menor que a média de riscos dos títulos da carteira.

### 3.1.2 Escolha das principais variáveis para análise

Posteriormente à definição da amostra, a etapa seguinte necessária à aplicação da análise discriminante, foi a seleção das variáveis relevantes e significativas que iriam nutrir o modelo. Para tanto, a análise dos dados foi realizada com o auxílio do *software* estatístico SPSS, através do qual verificou-se a validade e representatividade das variáveis explicativas. O passo seguinte foi o cumprimento das fases necessárias para a identificação da função discriminante e sua aplicação nos grupos de ações pré-estabelecidos.

A priori, foram calculadas as estatísticas descritivas de cada uma das variáveis independentes a serem utilizadas. Nestes cálculos constaram a média, o desvio-padrão, o valor máximo e mínimo das variáveis apresentadas e, ainda, o teste de *Kolmogorov-Smirnov* para verificar a normalidade de cada variável. Estes dados estão contidos na tabela 3.

Tabela 3 - Estatística Descritiva com Base na Amostra Inicial de 58 Ações.

Variável	Observações	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
Preço/Lucro	58	35,59	82,34	0,10	531,85
Preço/Valor Patrimonial	58	3,41	5,60	0,65	33,15
Dividendo Yield	58	3,51	3,82	0,00	15,45
Valor Mercado (Ln)	58	14,26	1,49	11,23	18,00
Lucro por Ação	58	1,22	2,13	-1,53	11,55
Rent. s/ Patrimônio	58	1,03	66,00	-282,35	178,55
Margem Líquida	58	649,84	4871,95	-44,30	37113,50
Endiv. Financeiro	58	94,18	149,99	0,00	929,25
Liquidez Corrente	58	4,27	14,40	0,45	110,10
Liquidez Geral	58	7,12	43,79	0,15	334,85
Liquidez Seca	58	3,88	14,46	0,35	110,10
Beta	58	1,25	0,86	-0,08	3,52

(continua)

Variável	Observações	Kolmogorov-Smirnov	Normalidade
Preço/Lucro	58	0,00	Sim
Preço/Valor Patrimonial	58	0,00	Sim
Dividendo Yield	58	0,04	Sim
Valor Mercado (Ln)	58	0,58	Não
Lucro por Ação	58	0,01	Sim
Rent. s/ Patrimônio	58	0,00	Sim
Margem Líquida	58	0,00	Sim
Endiv. Financeiro	58	0,00	Sim
Liquidez Corrente	58	0,00	Sim
Liquidez Geral	58	0,00	Sim
Liquidez Seca	58	0,00	Sim
Beta	58	0,46	Não

(conclusão)

Fonte: produzida pela autora

Notas:

\* Foi usado o teste de aderência à curva normal de *Kolmogorov-Smirnov*, ao nível de 5%;

\*\* Ln é o logaritmo da variável.

Observando-se os dados percebe-se que apenas duas das doze variáveis explicativas não apresentaram a normalidade ao nível de 5%. Esse resultado é considerado muito bom, ainda que o ideal fosse que todas as variáveis de entrada na análise discriminante seguissem uma distribuição normal.

Normalmente, no caso das variáveis não apresentarem distribuição normal, aplica-se o método de logaritimizá-las. Segundo Hair *et al* (2009), existe ainda outras maneiras de se transformar as variáveis para normalizá-las como a radicação e a inversão. Não obstante, como no período escolhido algumas das variáveis apresentaram valores negativos, esse procedimento não foi tomado, pois as variáveis tornar-se-iam inutilizáveis.

Ainda assim, de acordo com Hair *et al* (2009), uma das características da análise discriminante é a sua robustez de forma que, mesmo que estejam presentes variáveis que não estejam distribuídas de forma normal, os resultados da análise são válidos, visto que o sucesso do modelo depende mais de sua capacidade de separar os grupos corretamente.

### 3.2 A ANÁLISE DISCRIMINANTE

Depois de realizado o teste para a verificação da normalidade das variáveis, passa-se para a etapa de aplicação da análise discriminante propriamente dita. No presente caso, contou-se, para tal, com o auxílio do *software* estatístico SPSS.

Para obter-se a melhor discriminação possível, utilizou-se o método *stepwise* do *software* SPSS. Este método se caracteriza por ser um procedimento em que as variáveis independentes vão sendo sucessivamente incluídas no modelo, testando-se, a cada inclusão, se aquela variável contribui para melhorar o poder discriminante do modelo. Ao final, predomina o conjunto de variáveis que melhor discriminam os grupos da função discriminante.

No método *stepwise* a análise começa sem nenhuma variável e nos passos seguintes as variáveis são adicionadas ou removidas consoante a sua contribuição para a capacidade discriminante da 1ª função discriminante. Assim, uma variável presente na função discriminante é removida se a capacidade da função discriminante não for significativamente reduzida pela remoção dessa variável, e no outro extremo, uma variável é adicionada se aumentar significativamente a capacidade discriminante da função discriminante (MAROCO, 2003, p. 359 *apud* MELLO *et al*, 2006)

Ressalta-se, neste ponto, conforme Scherer e Lima (2005) que existe uma série de parâmetros para estimar a função discriminante através do método *stepwise*. O parâmetro aqui utilizado foi o Mahalanobis  $D^2$  que representa a distância euclidiana entre o centróide de um grupo e uma observação deste mesmo grupo. As variáveis independentes são mensuradas baseadas na distância Mahalanobis  $D^2$ , sendo incluída no modelo a variável que apresentar a maior distância, ou seja, o maior valor Mahalanobis  $D^2$ .

Primeiramente, verificou-se que a amostra não apresentava observações ausentes, ou seja, 100% das observações (58 ações) foram utilizadas na análise, conforme tabela 4.

Tabela 4 – Observações Consideradas na Análise.

<b>Casos Observados</b>	<b>Quantidade</b>	<b>Porcentagem</b>
Válidos	58	100%
Excluídos	0	0%
Total	58	100%

Fonte: Produzida pela autora

A seguir, identificou-se as variáveis com maior capacidade de contribuição para a maximização da distinção das características de cada um dos grupos. Nesse sentido, averiguou-se se a diferença entre as médias dos grupos para cada variável independente era significativa, utilizando, para isso, o teste Lambda de Wilk. Nesse teste, quanto menor o valor calculado da estatística, maior será a diferença entre a média dos grupos de cada variável e, portanto, maior será o poder discriminante da variável, dado um nível de significância. No caso, o nível de significância adotado foi de 5%

Os resultados são apresentados na tabela 5, abaixo:

Tabela 5 – Teste de Igualdade de Médias.

Variáveis	Wilk's Lambda	Diferença entre médias dos dois grupos	Significância
Preço/Lucro	0,94	3,53	0,06
Preço/Valor Patrimonial	0,98	0,64	0,42
Dividendo Yield	0,76	17,57	0,00
Valor Mercado (Ln)	0,86	8,87	0,00
Lucro por Ação	0,88	7,52	0,00
Rent. s/ Patrimônio	0,81	12,47	0,00
Margem Líquida	0,98	1,01	0,31
Endiv. Financeiro	0,92	4,41	0,04
Liquidez Corrente	0,97	1,52	0,22
Liquidez Geral	0,98	0,98	0,32
Liquidez Seca	0,97	1,36	0,24
Beta	0,74	19,65	0,00

Fonte: Produzida pela autora

A partir da tabela 5 constata-se que das 12 variáveis, 6 delas não apresentam valores estatisticamente significativos ao nível de 5%, logo, não possuem poder discriminante estatisticamente significativos.

Outro teste importante é o M de Box, que verifica a igualdade das matrizes de variância e covariância, sendo que se elas forem homogêneas, a análise discriminante acaba por proporcionar resultados mais significativos. Se o *p-value* for superior ao nível de significância estabelecido, então tem-se a igualdade das matrizes, caso contrário, a hipótese é rejeitada.

De acordo com a tabela 6, o *p-value* é menor que o nível de significância de 5%, rejeitando-se a hipótese de matrizes homogêneas. Ainda assim, a análise discriminante é robusta, desde que os dados não estejam fora dos padrões médios da amostra.



Tabela 6 – Teste de Igualdades das Matrizes de Covariância Box's M.

Valor de M	247,49
Estatística F	22,83
gl1	10,00
gl2	14992,82
Significância	0,00

Fonte: Produzida pela autora

Nota: gl1 e gl2 são os graus de liberdade do numerador e do denominador da estatística F.

A tabela 7 indica o valor do *eigenvalue* (autovalor) que, de acordo com Maroco (2003) *apud* Mello *et al* (2006) é uma medida da diferença entre os grupos na função discriminante. Como no caso há apenas uma função, a variância da diferença entre os grupos é de 100%. A correlação canônica que também consta na tabela, entretanto, determina o quanto, em porcentagem, a função explica a discriminação entre os grupos. Segundo Hair *et al* (2009), para isto, deve-se elevar a correlação canônica ao quadrado. Assim, tem-se que  $0,697^2 = 0,48$ , ou seja, a função explica 48% da discriminação entre os grupos.

Tabela 7 – Eigenvalues.

Função	Eigenvalue	Variância (%)	Correlação Canônica
1	0,946	100	0,697

Fonte: Produzida pela autora

### 3.2.1 Comportamento estatístico dos dois grupos

Para que haja uma melhor compreensão das diferenças entre as características de cada um dos grupos (o quintil superior e o quintil inferior), são calculadas a média e o desvio-padrão de cada variável dentro de cada um dos grupos e também para o total da amostra. Os resultados são apresentados na tabela 9. A observação dos dados mostra que há diferenças marcantes entre eles.

O P/L, por exemplo, que é um indicador muito utilizado, é bastante inferior no grupo 1 (quintil superior) quando comparado ao grupo 2 (quintil inferior), indicando um retorno mais rápido das aplicações realizadas nas ações que compõem o grupo 1 do que nas que compõem o grupo 2.

Ao contrário do P/L, o lucro por ação é bastante superior no grupo 1, indicando que esse grupo obteve melhores rendimentos na época da crise. Como consequência disto, o Dividendo Yield é também mais elevado neste grupo, indicando sua maior porcentagem de distribuição de dividendos por ação.

A melhor situação das empresas do grupo 1 também explica a superioridade de sua rentabilidade sobre patrimônio e margem líquida, assim como uma menor porcentagem de seu endividamento total. Isto representa que as empresas com alto retorno apresentaram, no período, um retorno mais elevado dos recursos aplicados pelos acionistas no negócio. Significa também que elas obtiveram, após devidas deduções, uma margem mais alta para as destinações determinadas pelos acionistas, além de terem gerido com maior eficiência suas despesas não operacionais diante de suas estruturas de custos. Sua menor porcentagem de endividamento total demonstra, enfim, que essas empresas recorreram menos ao capital de terceiros para financiar suas operações, ou seja, são mais independentes financeiramente quando comparadas com empresas do grupo 2.

Percebe-se que o preço/valor patrimonial, o valor de mercado permaneceram próximos, com diferenças reduzidas, ainda que com valores maiores para empresas do grupo 1.

Os índices de liquidez, por sua vez, mostraram-se muito elevados para o grupo 2, e também com maior variabilidade (desvio padrão maior). Lembrando que esses índices demonstram quanto, em reais, uma companhia possui para saldar cada R\$ 1,00 de dívida, e que o valor referência como ideal para este índice é também \$1,00, constata-se que valores muito acima deste indicam que há recursos estagnados na empresa e que poderiam ser empregados em outras áreas. Contrastando com os valores dos mesmos índices pertencentes ao grupo 1, percebe-se que estes sugerem uma maior saúde financeira para essas empresas.

Por fim, analisando-se os resultados para o coeficiente beta, verifica-se o acerto da teoria quanto à consideração de que quanto maior o beta de uma ação, maiores os riscos envolvidos no seu investimento. Com efeito, as ações do grupo 2 com baixo retorno apresentaram beta aproximadamente duas vezes maior que as ações do grupo 1.

Tabela 8 – Estatísticas Descritivas para cada Variável de Acordo com os Grupos.

Grupos	Variáveis	Média	Desvio-padrão	Número de casos
1	Preço/Lucro	15,70	10,13	29
	Preço/Valor Patrimonial	4,00	6,27	29
	Dividendo Yield	5,36	4,36	29
	Valor Mercado (Ln)	14,8,	1,48	29
	Lucro por Ação	1,80	1,60	29
	Rent. s/ Patrimônio	28,96	35,96	29
	Margem Líquida	1294,39	6888,99	29
	Endiv. Financeiro	54,01	46,44	29
	Liquidez Corrente	1,95	1,26	29
	Liquidez Geral	1,40	0,87	29
	Liquidez Seca	1,67	1,17	29
	Beta	0,82	0,51	29
	2	Preço/Lucro	55,48	113,49
Preço/Valor Patrimonial		2,81	4,87	29
Dividendo Yield		1,66	1,88	29
Valor Mercado (Ln)		13,72	1,30	29
Lucro por Ação		0,49	2,37	29
Rent. s/ Patrimônio		-26,89	77,20	29
Margem Líquida		5,29	24,89	29
Endiv. Financeiro		134,36	200,74	29
Liquidez Corrente		6,59	20,24	29
Liquidez Geral		12,83	61,94	29
Liquidez Seca		6,09	20,34	29
Beta		1,68	0,92	29
Total		Preço/Lucro	35,59	82,34
	Preço/Valor Patrimonial	3,41	5,60	58
	Dividendo Yield	3,51	3,82	58
	Valor Mercado (Ln)	14,26	1,49	58
	Lucro por Ação	1,22	2,13	58
	Rent. s/ Patrimônio	1,03	66,00	58
	Margem Líquida	649,84	4871,95	58
	Endiv. Financeiro	94,18	149,99	58
	Liquidez Corrente	4,27	14,40	58
	Liquidez Geral	7,12	43,80	58
	Liquidez Seca	3,88	14,46	58
	Beta	1,25	0,86	58

Fonte: Produzida pela autora

Obs.: Grupo 1 representa o quintil superior dos retornos;

Grupo 2 representa o quintil inferior dos retornos.

### 3.2.2 Determinação da função discriminante

Tendo-se estruturado as variáveis e verificado suas propriedades estatísticas, o próximo passo é a estimação da função discriminante, que tem como objetivo o cálculo do escore discriminante de cada grupo de ações. Para estimar a função discriminante, deve-se utilizar os coeficientes da função discriminante não padronizada, calculada pelo método *stepwise* do SPSS, conforme tabela 10 abaixo:

Tabela 9 - Coeficientes da Função Discriminante Não-Padronizada.

Variáveis	Coeficientes da função discriminante
Preço/Lucro	0,008
Rent. s/ Patrimônio	-0,007
Liquidez Corrente	0,029
Beta	1,218
Constante	-1,928

Fonte: Produzida pela autora

A partir desses coeficientes pode-se encontrar a função discriminante, na qual posteriormente serão aplicados os valores brutos das variáveis a fim de encontrar os escores discriminantes para então, realizar as devidas classificações. A função discriminante encontrada é a seguinte:

$$Z = -1,928 + 0,008X_1 - 0,007X_2 + 0,029X_3 + 1,218X_4$$

Em seguida, para testar a significância da função, tem-se o teste Lambda de Wilk para a função discriminante, cujo objetivo é não aceitar a hipótese de que a média populacional dos dois grupos sejam iguais, pois, sendo diferentes elas discriminam melhor os grupos. Da mesma maneira como teste Lambda de Wilk anterior, quanto menor o valor calculado da estatística, maior será a diferença entre a média dos grupos de cada variável e, portanto, maior será o poder discriminante da variável, dado um nível de significância, no caso 5%. O resultado desse teste encontra-se na tabela 8, na qual observa-se que o *p-value* é menor que o nível de significância de 5%, indicando que a média populacional dos dois grupos são diferentes.

Tabela 10 – Lambda de Wilk.

Função	Wilk's Lambda	Chi-Quadrado	Graus de Liberdade	Significância
1	0,514	35,942	4	0,000

Fonte: Produzida pela autora

É necessário ainda, observar se existe ou não multicolinearidade entre as variáveis independentes, ou seja, se elas estão ou não altamente correlacionadas. Demonstrar-se-á aqui somente as variáveis que foram selecionadas pelo modelo como as que melhor discriminam os grupos. Percebe-se através de sua análise, que apenas as variáveis liquidez corrente e rentabilidade sobre patrimônio são altamente correlacionadas o que, no entanto, não impede a continuidade da aplicação do modelo.

Tabela 11 – Multicolinearidade entre as variáveis.

	<b>Preço/Lucro</b>	<b>Rent. s/ Patrimônio</b>	<b>Liquidez Corrente</b>	<b>Beta</b>
Preço/Lucro	1,00	-0,19	-0,82	-0,39
Rent. s/ Patrimônio	-0,19	1,00	0,86	-0,83
Liquidez Corrente	-0,82	0,86	1,00	-0,17
Beta	-0,39	-0,83	-0,17	1,00

Fonte: Produzida pela autora

### 3.2.3 Análise dos pesos discriminantes

Para avaliar a importância de cada variável para a função discriminante, deve-se observar os coeficientes padronizados da função. Os coeficientes padronizados são o produto dos coeficientes não padronizados pelas raízes da covariância.

Na tabela 11, ignorando-se o sinal, percebe-se que os coeficientes que mais contribuem para a discriminação entre os grupos são, em ordem decrescente, o beta, o preço lucro, a rentabilidade sobre o patrimônio e, por fim, a liquidez corrente.

Estes coeficientes revelam a importância relativa das variáveis para o poder discriminatório da função, porém também a partir deles tem-se uma idéia da existência ou não de multicolinearidade entre as variáveis explicativas, de modo que quanto mais distintos os valores dos coeficientes padronizados, menores as chances de haver multicolinearidade.

Tabela 12 – Coeficientes da Função Discriminante Padronizada.

Variáveis	Coeficientes da função discriminante
Preço/Lucro	0,644
Rent. s/ Patrimônio	-0,435
Liquidez Corrente	0,422
Beta	0,905

Fonte: Produzida pela autora

### 3.2.4 Cálculo dos centróides

Depois de encontrada a função discriminante, deve-se efetuar o cálculo dos centróides de cada um dos grupos. Os centróides são a média aritmética dos escores discriminantes de cada grupo, a fim de encontrar o “ponto de corte” que distinguirá as variáveis em cada grupo. A média aritmética é realizada no caso de os grupos serem do mesmo tamanho. Já no caso de serem de tamanhos diferentes, deve-se calcular a média ponderada.

O valor dos centróides para cada grupo encontra-se na tabela 12.

Tabela 13 – Centróides dos Grupos.

Grupo	Valor médio da função
1	-0,956
2	0,956

Fonte: Produzida pela autora

Encontrado o valor dos centróides, deve-se determinar o ponto de corte  $Z_{\text{crítico}}$  que é o valor que separa o grupo das ações com rentabilidade no quintil superior daquelas com rentabilidade no quintil inferior, e também permite posicionar novas ações.

A fórmula do escore de corte para grupos do mesmo tamanho é assim determinada:

$$Z_c = \frac{Z_1 + Z_2}{2}$$

Onde:

$Z_1$  representa o centróide do grupo 1;

$Z_2$  representa o centróide do grupo 2;

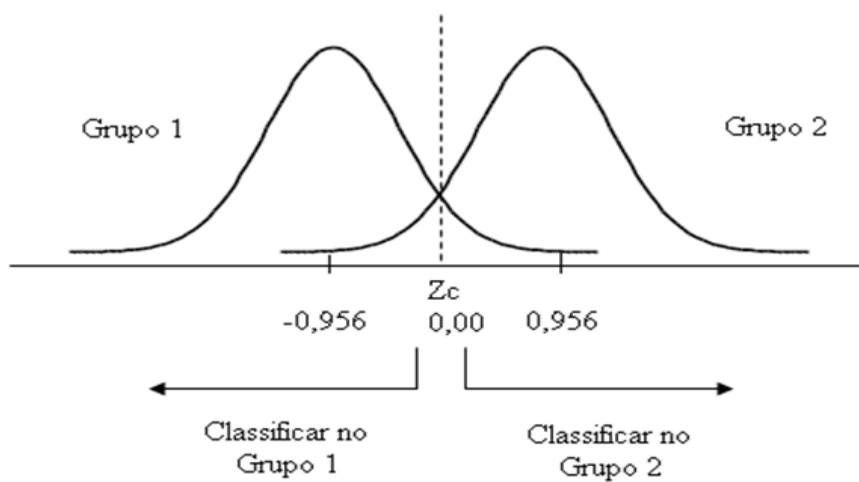
$Z_c$  representa o escore de corte ótimo.

Calculando-se o ponto de corte tem-se então:

$$Z_c = \frac{0,956 + (-0,956)}{2} = 0$$

Logo, classifica-se uma ação como pertencente ao grupo de alto retorno caso, calculando-se seu escore discriminante, seu resultado seja abaixo de zero. Ao contrário, classifica-se uma ação como pertencente ao grupo de baixo retorno caso o cálculo seu escore discriminante seja superior a zero.

Figura 3 – Representação dos centróides e do ponto de corte.



### 3.2.5 Cálculo do escore discriminante para cada ação

Posteriormente à definição da função discriminante, deve-se realizar o cálculo do escore discriminante para cada ação, inserindo-se, para tal, os valores das variáveis de cada uma na função discriminante estimada. Este cálculo é efetuado pelo próprio *software* SPSS, que também classifica a seu critério as ações dentre os grupos existentes (com rentabilidade no quintil superior e rentabilidade no quintil inferior). Assim, a partir da classificação do SPSS, compara-se seus resultados com a classificação original de cada uma das ações e encontra-se o grau de precisão do modelo quanto ao seu objetivo, que é o de classificar as ações corretamente nos seus respectivos grupos.

De modo a analisar o grau de precisão do modelo, Hair *et al* (2009) sugere que seja feita uma divisão da amostra entre a amostra de análise (usada para desenvolver a função

discriminante) e outra para teste (usada para testar a validade da função). A este método chama-se validação cruzada (*cross-validation*).

De acordo com Reis (1997) *apud* Costa (2003), a porcentagem de validações corretas servirá como orientação para a definição do bom desempenho do modelo quanto à descrição atual. Se a porcentagem for elevada, a violação de alguns pressupostos (normalidade, igualdade das matrizes de variância-covariância, dentre outros) da análise discriminante não será considerada grave.

A tabela 13 reflete o resultado do cálculo do escore discriminante para cada ação da amostra, permitindo assim, classificá-las em um ou em outro grupo, assim como permite conhecer o posicionamento da ação através do valor de seu escore.

Analisando os resultados, percebe-se que o modelo classificou corretamente 79,3% das ações da amostra de análise, e 95,3% das ações da amostra teste. Conforme Sanvicente e Minardi (1998) *apud* Costa (2003), este resultado é considerado bastante satisfatório, quando comparado com outros modelos que fazem uso da análise discriminante, como por exemplo, os modelos de previsão de insolvência, cujo grau de precisão varia de 70 a 90%.

Tabela 14 - Classificação e escore discriminante de cada ação.

(continua)

<b>Empresas</b>	<b>Classificação original</b>	<b>Classificação pelo modelo</b>	<b>Escore da função discriminante</b>
Lopes Brasil	1	1	3,33994
Tecnosolo	1	1	2,89315
Abyara	1	1	2,37518
Tig Ltd	1	1	2,10822
Battistella	1	1	1,83219
Sadia S/A	1	1	1,80018
Inpar S/A	1	1	1,76211
Generalshopp	1	1	1,70576
Minerva	1	1	1,64127
Globex	1	1	1,61814
Profarma	1	1	1,5439
Even	1	1	1,3683
Gp Invest	1	1	1,30832
Tegma	1	1	1,23202
Aracruz	1	1	1,19406



(conclusão)

<b>Empresas</b>	<b>Classificação original</b>	<b>Classificação pelo modelo</b>	<b>Escore da função discriminante</b>
Brookfield	1	1	1,01912
Klabinsegall	1	1	0,89004
Metal Iguacu	1	1	0,612
JHSF Part	1	1	0,58394
Marisa	2	1	0,55583
Medial Saude	1	1	0,42648
Kroton	1	1	0,36861
Multiplan	2	1	0,15124
Metalfrio	1	1	0,14169
Marisol	2	1	0,10993
Tempo Part	1	1	0,10881
Sul America	2	1	0,04509
Cia Hering	2	1	0,0295
Totvs	2	1	0,02729
GPC Part	1	2	-0,09354
Eucatex	1	2	-0,09663
Grendene	2	2	-0,2832
Drogasil	2	2	-0,32178
AES Elpa	2	2	-0,36511
Klabin S/A	1	2	-0,60655
Gerdau Met	1	2	-0,66573
Contax	2	2	-0,76247
Telemig Part	2	2	-0,76251
P.Acucar-Cbd	2	2	-0,80364
M. Diasbranco	2	2	-0,82086
Sao Carlos	2	2	-0,8305
Terna Part	2	2	-0,92778
Fosfertil	1	2	-0,96836
Ultrapar	2	2	-1,03296
Ambev	2	2	-1,05263
Eternit	2	2	-1,09007
Santanense	2	2	-1,11067
CCR Rodovias	2	2	-1,31034
Light S/A	2	2	-1,54566
Whirlpool	2	2	-1,55751
Natura	2	2	-1,70641
Bardella	1	2	-1,73241
Coelce	2	2	-1,75041
Souza Cruz	2	2	-1,76607
Alfa Holding	2	2	-1,87845
Telesp	2	2	-2,06938
AES Tiete	2	2	-2,1228
Redecard	2	2	-2,75789

Fonte: Produzida pela autora

### 3.3 TERMÔMETRO DE RETORNO

Tendo-se verificado um grau de precisão aceitável do modelo da análise discriminante, que no caso foi de 79,3%, em seguida deve ser construído um termômetro de classificação, de acordo com o arquétipo do termômetro de insolvência de Kanitz.

A finalidade deste passo é a obtenção de uma escala de classificação para as ações e, para tanto, é necessário que se calcule a média e o desvio-padrão dos escores discriminantes de cada um dos grupos, conforme mostra quadro abaixo:

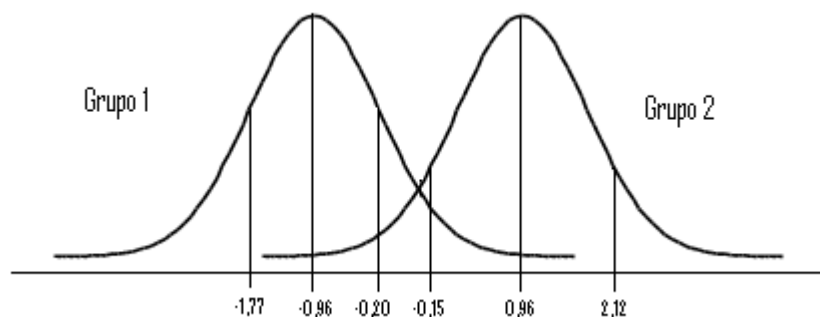
Tabela 15 – Média e Desvio-Padrão dos Escores Discriminantes.

Grupo	Média	Desvio-padrão
1	-0,96	0,81
2	0,96	1,16

Fonte: Produzida pela autora

A partir destes dados, pode-se desenhar a curva de distribuição normal para os grupos.

Figura 4 – Curvas de distribuição dos grupos.

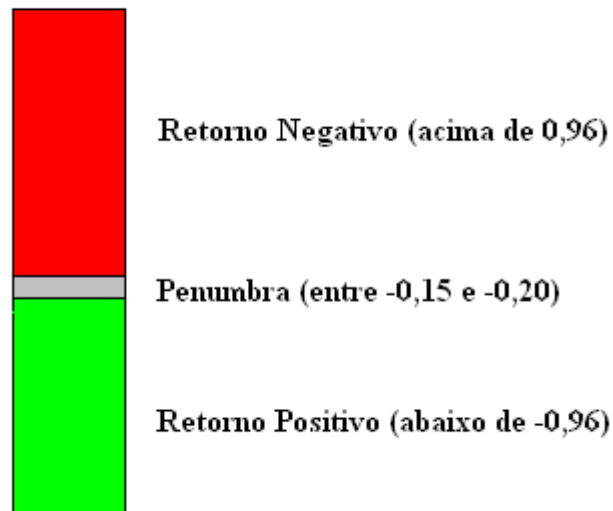


Considerando-se a abrangência de um desvio-padrão para cada grupo, percebe-se que o intervalo entre -0,20 e -0,15, onde as curvas se cruzam, é o intervalo definido por Kanitz como “área de penumbra”. De acordo com seu modelo, uma ação classificada nesta área encontra-se em uma situação indefinida, não podendo ser classificada nem como solvente, nem como insolvente ou, no caso do presente trabalho, nem como de retorno alto nem como de retorno baixo, de forma que os analistas e investidores devem tomar cuidado com os papéis situados nesta posição. Segundo Andrade (2004, p. 50), “estatisticamente, significa que o modelo não tem base para afirmar nenhuma classificação nesse intervalo”.

Pode-se, enfim, construir um termômetro de retorno a fim de classificar as ações de acordo com seu retorno, como o próprio nome faz alusão.

Figura 5 – Termômetro de retorno.

#### Termômetro de Retorno



O que o termômetro indica é que existem três áreas em que as ações podem ser classificadas. Se, através do cálculo de seus escores, estiverem posicionadas acima de 0,96, significa que pertencem ao grupo de ações com retorno positivo. Ao contrário, se estiverem posicionadas abaixo de -0,96, denota que pertencem ao grupo de retorno negativo. Já se o valor encontrado por meio do cálculo do escore discriminante fizer com que a ação esteja disposta entre -0,20 e -0,15, isto exprime que este papel está uma posição indefinida, ou seja, na área de penumbra.

Como se percebe facilmente por meio da visualização do gráfico e do termômetro, a área de penumbra é bastante reduzida, o que significa que as curvas de normalidade são bastante afastadas e, portanto, os grupos são bem definidos e distinguidos entre si.

#### 3.3.1 Verificando o grau de precisão do modelo

Com o intuito de verificar o grau de precisão do termômetro quanto à classificação das ações, será comparada a classificação original delas, enquanto sendo de retorno positivo ou

negativo, com a posição de cada uma no termômetro de acordo com o valor de seu escore discriminante.

A tabela abaixo mostra as ações da amostra, sua classificação original, seus respectivos escores discriminantes, a classificação obtida pela análise discriminante e, por fim, a área relativa a cada ação no termômetro de retorno que foi desenvolvido.

Tabela 16 – Verificando o grau de precisão do modelo.

(continua)

<b>Ações</b>	<b>Classificação Original</b>	<b>Escore Discriminante (Z)</b>	<b>Classificação pelo Modelo</b>	<b>Área do Termômetro</b>
Lopes Brasil	1	3,33994	1	Retorno Baixo
Tecnosolo	1	2,89315	1	Retorno Baixo
Abyara	1	2,37518	1	Retorno Baixo
Tig Ltd	1	2,10822	1	Retorno Baixo
Battistella	1	1,83219	1	Retorno Baixo
Sadia S/A	1	1,80018	1	Retorno Baixo
Inpar S/A	1	1,76211	1	Retorno Baixo
Generalshop	1	1,70576	1	Retorno Baixo
Minerva	1	1,64127	1	Retorno Baixo
Globex	1	1,61814	1	Retorno Baixo
Profarma	1	1,5439	1	Retorno Baixo
Even	1	1,3683	1	Retorno Baixo
Gp Invest	1	1,30832	1	Retorno Baixo
Tegma	1	1,23202	1	Retorno Baixo
Aracruz	1	1,19406	1	Retorno Baixo
Brookfield	1	1,01912	1	Retorno Baixo
Klabinsegall	1	0,89004	1	Retorno Baixo
Metal Iguacu	1	0,612	1	Retorno Baixo
JHSF Part	1	0,58394	1	Retorno Baixo
Marisa	2	0,55583	1	Retorno Baixo
Medial Saude	1	0,42648	1	Retorno Baixo
Kroton	1	0,36861	1	Retorno Baixo
Multiplan	2	0,15124	1	Retorno Baixo
Metalfrio	1	0,14169	1	Retorno Baixo
Marisol	2	0,10993	1	Retorno Baixo
Tempo Part	1	0,10881	1	Retorno Baixo
Sul America	2	0,04509	1	Retorno Baixo
Cia Hering	2	0,0295	1	Retorno Baixo
Totvs	2	0,02729	1	Retorno Baixo
GPC Part	1	-0,09354	2	Retorno Baixo
Eucatex	1	-0,09663	2	Retorno Baixo

<b>Ações</b>	<b>Classificação Original</b>	<b>Escore Discriminante (Z)</b>	<b>Classificação pelo Modelo</b>	<b>Área do Termômetro</b>
Grendene	2	-0,2832	2	Retorno Alto
Drogasil	2	-0,32178	2	Retorno Alto
AES Elpa	2	-0,36511	2	Retorno Alto
Klabin S/A	1	-0,60655	2	Retorno Alto
Gerda Met	1	-0,66573	2	Retorno Alto
Contax	2	-0,76247	2	Retorno Alto
Telemig Part	2	-0,76251	2	Retorno Alto
P.Acucar-Cbd	2	-0,80364	2	Retorno Alto
M. Diasbranco	2	-0,82086	2	Retorno Alto
Sao Carlos	2	-0,8305	2	Retorno Alto
Terna Part	2	-0,92778	2	Retorno Alto
Fosfertil	1	-0,96836	2	Retorno Alto
Ultrapar	2	-1,03296	2	Retorno Alto
Ambev	2	-1,05263	2	Retorno Alto
Eternit	2	-1,09007	2	Retorno Alto
Santanense	2	-1,11067	2	Retorno Alto
CCR Rodovias	2	-1,31034	2	Retorno Alto
Light S/A	2	-1,54566	2	Retorno Alto
Whirlpool	2	-1,55751	2	Retorno Alto
Natura	2	-1,70641	2	Retorno Alto
Bardella	1	-1,73241	2	Retorno Alto
Coelce	2	-1,75041	2	Retorno Alto
Souza Cruz	2	-1,76607	2	Retorno Alto
Alfa Holding	2	-1,87845	2	Retorno Alto
Telesp	2	-2,06938	2	Retorno Alto
AES Tiete	2	-2,1228	2	Retorno Alto
Redecard	2	-2,75789	2	Retorno Alto

Fonte: produzida pela autora.

(conclusão)

Como pode ser observado a partir da tabela acima, a maioria das ações foi corretamente classificada de acordo com o termômetro, que atingiu um grau de precisão de 96,6%. É um resultado muito bom e eleva o índice de acerto do modelo em 17,3%, quando comparado com o estágio anterior em que eram analisados apenas os resultados provenientes da análise discriminante, sem fazer uso do termômetro de classificação.

Ainda é interessante observar que nenhuma ação ficou posicionada na área de penumbra. Isto se deve ao fato desta área ser bastante reduzida e, por conseguinte, haver uma boa distinção entre os grupos.

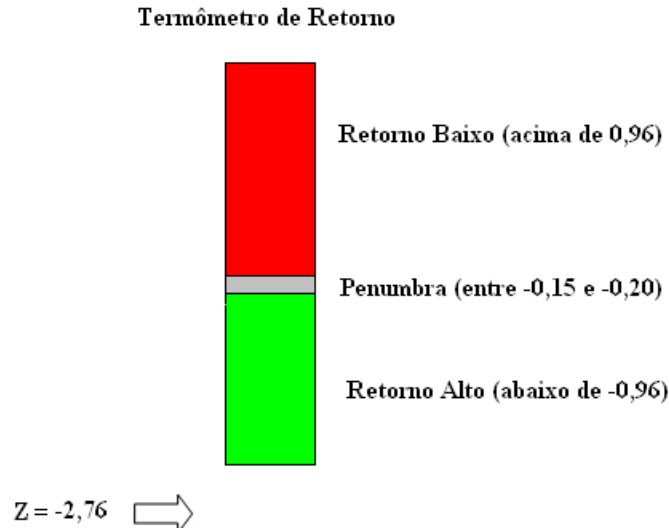
### 3.3.2 Posicionamento das ações no Termômetro

Nesta etapa, apenas como forma de demonstração, foram escolhidas as três ações com os maiores escores discriminantes e as três com os menores escores, para examinar sua posição dentro do termômetro, posição esta indicada por uma seta.

#### Redecard

A Redecard foi a melhor ação do *ranking*, com escore discriminante de  $Z = -2,76$ , valor inferior ao ponto de corte  $Z_c = 0$ , o que leva à interpretação de que a ação possui retorno positivo. Ainda assim, seu retorno foi de apenas 2,89%, o penúltimo menor dentre as ações de retorno positivo, ganhando apenas da Multiplan, que apresentou retorno de 2,88%. No termômetro, esta ação ficou posicionada na área de retorno positivo (compreende os escores que possuam valor abaixo de  $-0,96$ ), indicando que o modelo obteve sucesso na classificação deste papel.

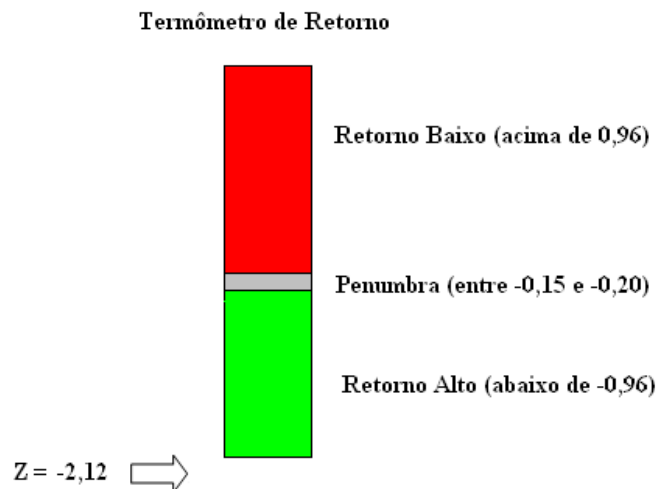
Figura 3 – Termômetro da ação Redecard.



#### AES Tiete

O segundo melhor escore discriminante foi o pertencente à AES Tiete, com valor de  $Z = -2,12$ , dispondo a ação na área de retorno positivo no termômetro. Sua rentabilidade foi de 36,99%, a melhor dentre as três ações do *ranking* de escores, a saber: Redecard, AES Tiete, e Telesp. Mais uma vez, houve acerto por parte do modelo.

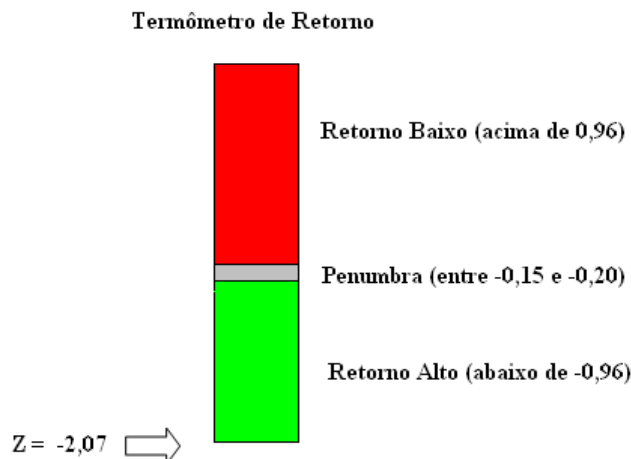
Figura 4 – Termômetro da ação AES Tiete.



### Telesp

O escore discriminante da Telesp foi de  $Z = -2,07$ , valor situado também na área de retorno positivo. Sua rentabilidade foi de 8,46%, indicando que o modelo acertou ao classificá-la no grupo 1 (retorno positivo).

Figura 5 – Termômetro da ação Telesp.

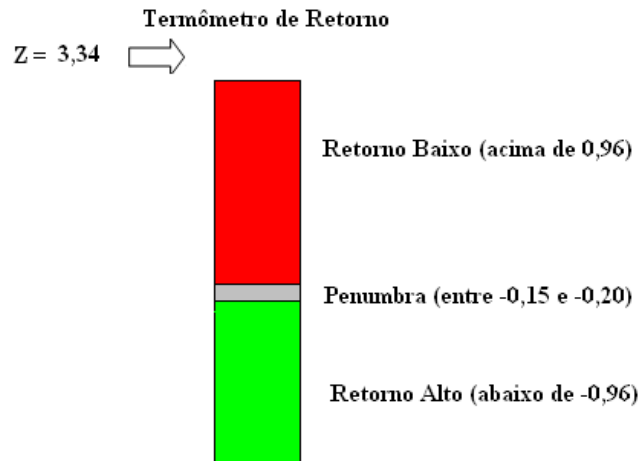


### Lopes Brasil

O escore discriminante da ação Lopes Brasil é  $Z = 3,34$ , apresentando um valor superior ao ponto de corte, que no caso é  $Z_c = 0$ , e situando-se, de acordo com o termômetro, na área de retorno baixo (esta área compreende os escores que tenham valor entre 0,96 e

2,12). A rentabilidade da ação foi de -67,23, o que significa que o termômetro classificou corretamente a ação como pertencente ao grupo 2 (retorno negativo).

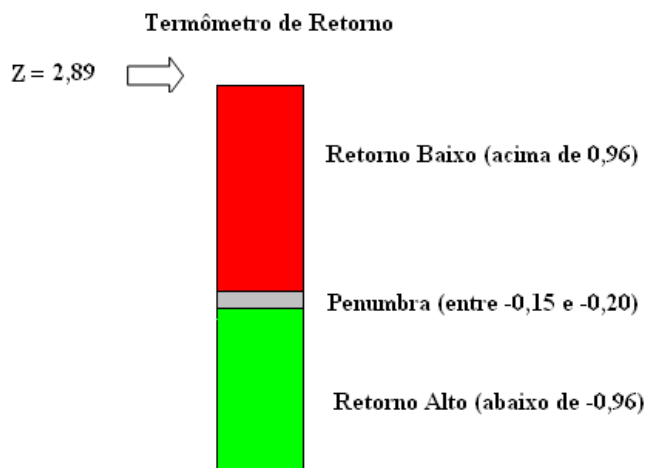
Figura 6 – Termômetro da ação Lopes Brasil.



### Tecnosolo

A Tecnosolo foi a segunda pior posicionada no *ranking*, ou seja, com o maior escore discriminante, cujo valor foi de  $Z = 2,89$ , indicando que seu retorno foi negativo. De fato, seu retorno foi de -54,10%, expressando a correta classificação pelo modelo da ação no grupo 2.

Figura 7 – Termômetro da ação Tecnosolo.

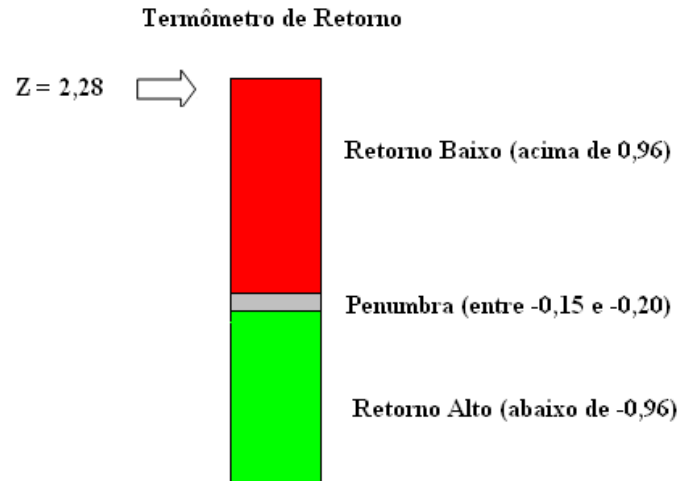




### Abyara

O escore discriminante da Abyara foi de 2,28, exprimindo ser esta uma ação de baixo retorno. Sua rentabilidade foi de -78,92, situando a ação na área de baixo retorno e evidenciando a correta classificação pelo modelo.

Figura 8 – Termômetro da ação Abyara.



## 4 CONCLUSÃO

A proposta desta monografia foi a de desenvolver um modelo de avaliação de ações, fundamentado em torno de índices fundamentalistas e no coeficiente beta, que pudesse servir de auxílio a investidores e analistas no que concerne ao seu processo de tomada de decisões diante de investimentos em Bolsa, principalmente quando deparados a épocas de crise no mercado de capitais.

A fim de atingir este objetivo, foi utilizado o ferramental estatístico da análise discriminante contando, para tal, com a ajuda do *software* SPSS. Através da aplicação dos devidos testes, percebeu-se que as condições necessárias para o uso deste ferramental não foram todas elas plenamente satisfeitas. Assim, obteve-se que a normalidade multivariada foi atingida apenas para 6 das 12 variáveis independentes, e que as matrizes de covariância não foram homogêneas, além de as variáveis liquidez corrente e rentabilidade sobre o patrimônio terem-se mostrado altamente correlacionadas.

Apesar desses infortúnios, prosseguiu-se com a aplicação do modelo tendo em vista que o sucesso da análise discriminante reside, sobretudo, na sua capacidade de distinguir corretamente entidades entre diferentes grupos pré-determinados. Neste sentido, por meio da introdução do método *stepwise*, presente no SPSS, incorporou-se ao modelo somente as variáveis mais significativas quanto à capacidade de distinguir as ações entre os grupos de retorno positivo e retorno negativo, sendo elas: índice preço/lucro, índice preço/valor patrimonial, índice de liquidez corrente, e o beta.

Estas variáveis e seus respectivos coeficientes vieram a formar a função discriminante, a partir da qual estimou-se o escore discriminante de cada ação e também o ponto de corte que serviria para distinguir as ações entre os grupos e cujo valor foi 0, indicando que ações que possuísem um escore abaixo de zero seriam classificadas no grupo retorno positivo, e ações que possuísem escore acima de zero seriam classificadas no grupo retorno negativo. Aplicando-se esses procedimentos chegou-se à conclusão que o modelo obteve um nível de acerto de 79,3%, resultado considerado bastante satisfatório.

A seguir, construiu-se um termômetro de classificação, a exemplo do termômetro de insolvência de Kanitz, que serviu de escala quanto à categorização das ações nas áreas de retorno alto, penumbra, e retorno baixo. Desenvolvendo-se essa etapa, o grau de precisão do modelo subiu para 96,6%. Grande parte deste resultado pode ser remetido ao fato de a área de

penumbra do termômetro ter sido relativamente pequena, indicando uma boa separação entre os grupos de ações.

O resultado é considerado bastante satisfatório quando comparado, por exemplo, ao trabalho realizado por Andrade (2004), que utilizou a mesma metodologia e obteve um grau de precisão de 40% tanto para o grupo 1 quanto para o grupo 2, sendo que 63% das ações do total de sua amostra foram classificadas na área de penumbra.

Costa (2003), por sua vez, aplicou a análise discriminante para o estudo da reciclagem do resíduo de construção e demolição nos municípios brasileiros e obteve um grau de acerto de 85,4%, resultado este também considerado muito bom.

Uma ocorrência da análise que merece destaque é o fato de o coeficiente beta ter sido incorporado pelo modelo como sendo uma das variáveis que mais possui capacidade para distinguir as ações entre os grupos. Isto significa que, por mais que existam limitações inerentes à “moderna teoria das finanças”, o beta continua sendo eficaz enquanto medida de risco, juntamente a outros índices fundamentalistas.

Assim, tem-se que, para além do desenvolvimento de um modelo de avaliação de ações, este trabalho foi ainda um teste quanto à validade da teoria do CAPM, chegando-se à conclusão de que essa teoria é sim válida para explicar a relação entre risco e retorno de uma carteira de ativos por meio do coeficiente beta.

Através da análise foi possível ainda, realizar um diagnóstico das características mais marcantes no tocante da diferenciação entre os grupos de ações com retorno positivo e com retorno negativo. Conforme esperado, as ações com retorno positivo apresentaram valores mais elevados, quando comparados aos valores das ações com retorno negativo, para diversos indicadores como: dividendo yield, lucro por ação, rentabilidade sobre patrimônio e margem líquida. Ao mesmo tempo os indicadores preço/lucro, índices de liquidez e endividamento financeiro, apresentaram-se inferiores para as ações deste grupo, sugerindo melhores fundamentos e saúde financeira das empresas pertencentes a ele.

Por fim, este modelo poderia ser aprimorado se fosse construído também para outros períodos de crise no mercado de capitais, tornando possível a realização de comparações, e evidenciando assim sua validade ou não concernente à análise para esses períodos de turbulência.

## REFERÊNCIAS

ALTMAN, Edward I.; BAIDYA, Tara K.N.; Dias, Luiz Manoel Ribeiro. Previsão de Problemas Financeiros em Empresas. **Revista de Administração de Empresas**. Jan/mar 1978.

ANDRADE, Eduardo J. V. **Utilização de técnicas multivariadas para construção de um modelo de avaliação de ações**. 2004. 64 f. Monografia (Graduação em Ciências Econômicas) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis.

ANTUNES, Maria Thereza P.; CORRAR Luiz João; KATO, Heitor T. A eficiência das informações divulgadas em “Melhores e Maiores” da revista Exame para a previsão de desempenho de empresas. **Contabilidade e finanças**, São Paulo, edição especial, p. 41-50, jun. 2004. Disponível em: <[http://www.eac.fea.usp.br/cadernos/completos/ed\\_comemor2/ec2\\_parte3\\_pg41a50.pdf](http://www.eac.fea.usp.br/cadernos/completos/ed_comemor2/ec2_parte3_pg41a50.pdf)>. Acesso em: 05 de abril de 2010.

ASSAF NETO, Alexandre. **Finanças Corporativas e Valor**. 1ª edição. São Paulo: Atlas, 2003.

ASSAF NETO, Alexandre. **Mercado Financeiro**. 2. Ed. São Paulo: Atlas, 1999.

BRAGANÇA, Luiz Augusto de; BRAGANÇA, Sergio Luiz. Rating, Previsão de Concordatas e Falências no Brasil. **Revista Brasileira de Mercado de Capitais**. IBMEC. V.11, n 33 jan/mar 1985.

BRUNI, Adriano L., MURRAY, Andrew D.; FAMÁ, Rubens. Modelos brasileiros preditivos de risco de crédito: um estudo exploratório atual sobre as suas eficácias. **Tema**, São Paulo, n. 32, p. 148-167, jan./jun.1998. Disponível em: <[http://www.infinitaweb.com.br/albruni/artigos/a9801\\_Tema\\_Risco\\_Credito.pdf](http://www.infinitaweb.com.br/albruni/artigos/a9801_Tema_Risco_Credito.pdf)>. Acesso em: 05 de abril de 2010.

CASTRO, H. O. P. de. **Introdução ao Mercado de Capitais**. Rio de Janeiro: IBMEC, 1979.

CAVALCANTE, Francisco; MISUMI, Jorge Yoshio; RUDGE, Luiz Fernando. **Mercado de Capitais: O que é, como funciona**. 7. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.

COSTA Jr, Newton C. A. Será que beta ainda é válido para explicar as variações nas rentabilidades médias das ações? In: ENCONTRO NACIONAL DOS PROGRAMAS DE PÓS GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, 1996, Rio de Janeiro. **Anais do 20º encontro nacional dos programas de pós-graduação em administração**. Rio de Janeiro: ANPAD. v. Finanças. p. 335-348.

COSTA, N. A. A. de. **A Reciclagem do Resíduo de Construção e Demolição: uma aplicação de análise multivariável**. 2003. 188 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis.

ELIZABETSKY, R. **Um modelo matemático para a decisão no banco comercial**. (Trabalho apresentado ao Depto. de Engenharia de Produção da Escola Politécnica da USP), 1976.

GIL, Antônio Carlos. **Técnicas de pesquisa em economia e elaboração de monografias**. São Paulo: Atlas, 2002.

GIMENES, Régio Marcio T.; URIBE-OPAZO Miguel Angel. Modelos multivariantes para a previsão de insolvência em cooperativas agropecuárias: uma comparação entre a análise discriminante e de probabilidade condicional – logit. **Contabilidade vista e revista**, Belo Horizonte, v. 14, n. 3, p.45-63, dez. 2003. Disponível em: <<http://www.face.ufmg.br/revista/index.php/contabilidadevistaerevista/article/viewFile/241/234>>. Acesso em: 05 de abril de 2010.

HAIR, Joseph F.; ANDERSON, Rolph E.; TATHAM, Ronald L.; BLACK, William C.; BAIN, Barry, J. **Análise multivariada de dados**. 6 ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.

IUDÍCIBUS, Sérgio de; MARION, José Carlos. **Contabilidade Comercial**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 1995.

KANITZ, Stephen Chales. **Indicadores contábeis financeiros – previsão de insolvência: a experiência da pequena e média empresa brasileira**. Tese de Livre-Docência entregue ao Departamento de Contabilidade da FEA/USP, 1976.

KASSAI, José Roberto; KASSAI, Silvia. **Desvendando o Termômetro de Kanitz**. Enanpad, 1998.

LEGAT, Simone V. V. **Formação de portfólio de ações**. 2000. 53 f. Monografia (Graduação em Ciências Contábeis) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis.

MATIAS, A. B. **Contribuição às técnicas de análise financeira: um modelo de concessão de crédito**. (Trabalho apresentado ao Depto. de Administração da Faculdade de Economia e Administração da USP), 1978.

MATIAS, Alberto Borges; SIQUEIRA, José de Oliveira. Risco bancário: modelo de previsão de insolvência de bancos no Brasil. **Revista de Administração da USP**. V. 31 abr/jun 1996.

MELLO, Gilmar R. de; MACEDO, Fabrício de Q.; FILHO, Francisco T. Identificando o Endividamento dos Estados Brasileiros: uma proposta através de análise discriminante. **Enfoque Reflexão Contábil**, Maringá, v. 25, n. 1, p. 05-14, Jan./Abr. 2006.

PEREIRA DA SILVA, José. **Administração de crédito e previsão de insolvência**. São Paulo: Atlas, 1983

ROSS, Stephen A.; WESTERFIELD, Randolph W.; JAFFE, Jeffrey F. **Administração Financeira: Corporate Finance**. São Paulo: Atlas, 1995.

ROSS, Stephen A.; WESTERFIELD, Randolph W.; JORDAN, Bradford D. **Princípios de Administração Financeira: Essentials of Corporate Finance**. São Paulo: Atlas, 1998.

SANVICENTE, Antonia Z.; MELLAGI, Armando. **Mercado de capitais e estratégias de investimento**. São Paulo: Atlas, 1988.

SCHERER, Luciano Marcio; LIMA, Tainan Bezerra de. **Análise empírica do grau de intangibilidade das empresas brasileiras de capital aberto**. Curitiba: UNIFAE, 2005, 43 p.

TEIXEIRA, E. **As três metodologias**: acadêmica, da ciência e da pesquisa. Petrópolis, RJ: Ed. Vozes, 2005.

TOLEDO FILHO, Jorge R. de. **Mercado de capitais brasileiro**: uma introdução. São Paulo: Thomson, 2006.