

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA  
CENTRO SÓCIO-ECONÔMICO  
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS  
CURSO DE GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS ECONÔMICAS**

**MODELO DE DISCRIMINAÇÃO DE DESEMPENHO RELATIVO DAS AÇÕES NO  
MERCADO DE CAPITAIS BRASILEIRO  
"TERMÔMETRO DE INVESTIMENTO"**

**Por Tiago Iesbick**

***Florianópolis, Julho de 2008***

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA  
CENTRO SÓCIO-ECONÔMICO  
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS  
CURSO DE GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS ECONÔMICAS  
DISCIPLINA: MONOGRAFIA - CNM 5420**

**MODELO DE DISCRIMINAÇÃO DE DESEMPENHO RELATIVO DAS AÇÕES NO  
MERCADO DE CAPITAIS BRASILEIRO  
"TERMÔMETRO DE INVESTIMENTO"**

Monografia submetida ao Departamento de Ciências Econômicas para obtenção de carga horária na disciplina CNM 5420 - Monografia

**Por Tiago Iesbick**

**Orientador: Prof<sup>o</sup> Newton C. A. da Costa Jr.**

**Área de Pesquisa: Mercado de Capitais**

Palavras-chaves: 1. Índices Contábeis  
2. Análise Discriminante Linear  
3. Termômetro de Investimento

***Florianópolis, Julho de 2008***

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA  
CENTRO SÓCIO-ECONÔMICO  
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS  
CURSO DE GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS ECONÔMICAS  
DISCIPLINA: MONOGRAFIA - CNM 5420**

A Banca Examinadora resolveu atribuir a nota 9,0 ao aluno Tiago Iesbick na disciplina Monografia – CNM 5420 – pela apresentação deste trabalho.

**Banca Examinadora:**

---

**Profº Newton C. A. da Costa Jr.  
Orientador**

---

**Profº  
Banca Examinadora**

---

**Profº  
Banca Examinadora**

## Dedicatória

“Dedico este trabalho à minha família.”

## **Agradecimentos**

Primeiramente, gostaria de agradecer a meus pais, Luiz Fernando Iesbick e Lilian Mare Iesbick, pela oportunidade de ingressar em uma universidade, bem como por todo o apoio dado durante todos esses anos de curso.

Agradeço minha irmã, Luana Caroline Iesbick, por todo apoio e por toda dedicação que essa irmã depositou em mim ao longo de toda a vida e, mais especificamente, durante minha vida acadêmica.

Agradeço ao professor Newton C. A. da Costa Jr. pela orientação e pela enorme calma e serenidade com que orientou esse trabalho, bem como por toda experiência transmitida durante a execução desse trabalho.

Agradeço ao professor Milton Biage pelos conhecimentos transmitidos sobre *softwares* estatísticos, bem como por todo o conhecimento econométrico ensinado durante suas aulas.

Agradeço a todo o corpo docente da UFSC, pois me ajudaram a criar uma identidade econômica e me levaram a despertar uma paixão ainda maior pela área econômica.

Agradeço a UFSC por todo suporte dado, tanto na execução desse trabalho, quanto no desenrolar de todo o curso.

E, por fim, agradeço a minha companheira de todos os dias, Tatiana Mercedes Monteiro Soto, pelo incentivo, pela compreensão e por todo apoio dado, tanto na execução desse trabalho, quanto nos períodos mais árduos vivenciados durante o andamento do curso.

## SUMÁRIO

CAPÍTULO 1: INTRODUÇÃO .....	8
1.1 Justificativa do Tema.....	9
1.2 Objetivos.....	9
1.2.1 Objetivo Geral.....	9
1.2.1 Objetivos Específicos .....	10
1.3 Limitações do Trabalho .....	10
1.4 Metodologia .....	10
1.5 Organização do trabalho.....	11
CAPÍTULO 2: PRINCIPAIS INDICADORES UTILIZADOS PELOS ANALISTAS ..	13
2.1 Análise Técnica.....	13
2.1.1 Índice de Força Relativa (IFR).....	13
2.1.2 Oscilador Estocástico (STK).....	14
2.1.3 Oscilador de Momento (MOM) .....	14
2.1.4 Oscilador de Médias Móveis (OMM) .....	15
2.2 Análise Fundamentalista.....	16
2.2.1 Preço sobre o Lucro (PL).....	16
2.2.2 Dividend Yield (DY) .....	17
2.2.3 Lucro por Ação e Variação do Lucro por Ação (LPA / VLPA) .....	17
2.2.4 Pay Out Ratio (PYO).....	17
2.3 Análise Contábil-Financeira .....	18
2.3.1 Rentabilidade sobre o Patrimônio Líquido Médio (RPLM) .....	18
2.3.2 Margem Líquida (ML).....	18
2.3.3 Exigível sobre o Patrimônio Líquido (EPL).....	19
2.3.4 Liquidez Geral (LG) .....	19
2.4 Moderna Teoria das Finanças .....	19
2.4.1 Beta ( $\beta$ ) .....	20
CAPÍTULO 3: ANÁLISE DISCRIMINANTE .....	22
3.1 Objetivos da análise discriminante.....	22
3.2 Função Discriminante.....	23
3.3 O Processo de decisão para a aplicação da análise discriminante .....	23
3.3.1 Estágio I – Estabelecimento dos objetivos da pesquisa.....	25

3.3.2 Estágio II – Desenho do experimento .....	25
3.3.3 Estágio III – Suposições .....	26
3.3.4 Estágio IV – Estimaco e avaliao da funo discriminante .....	27
3.3.5 Estágio V – Avaliao do ajuste da funo discriminante .....	29
3.3.6 Estágio VI – Interpretao dos resultados .....	29
3.3.7 Estágio VII – Validade dos resultados .....	29
CAPÍTULO 4: ESTIMANDO UM MODELO DE DISCRIMINAO DE AOES ....	31
4.1 Caracterizao da amostra .....	31
4.2 A Variável dependente (discriminada) .....	32
4.3 As Variáveis Independentes (discriminantes).....	33
4.4 A funo discriminante – ano base: 2004.....	34
4.4.1 Caracterizao da amostra classificada .....	34
4.4.2 Escolha das variáveis independentes.....	35
4.4.3 Coeficientes e Resultados da funo de 2004.....	38
4.5 Coeficientes e Resultados da funo de 2005.....	44
4.6 Coeficientes e Resultados da funo de 2006.....	47
4.7 Coeficientes e Resultados da funo de 2007.....	49
CAPÍTULO 5: RESULTADOS DAS FUNOES AO LONGO DO TEMPO .....	52
5.1 Resultados com o uso da funo de 2004.....	52
5.2 Resultados com o uso da funo de 2005.....	55
5.3 Resultados com o uso da funo de 2006.....	58
5.4 Estimando a carteira a ser acompanhada em 2008.....	61
CAPÍTULO 6: CONCLUSÃO .....	65
APÊNDICE 1: AMOSTRA 2004 .....	66
APÊNDICE 2: AMOSTRA 2005 .....	70
APÊNDICE 3: AMOSTRA 2006 .....	75
APÊNDICE 4: AMOSTRA 2007 .....	80
APÊNDICE 5: DADOS AMOSTRAIS PARA ESTIMAO 2008 .....	86
APÊNDICE 6: RESULTADOS ESTIMAO FUNO 2004 .....	91
APÊNDICE 7: RESULTADOS ESTIMAO FUNO 2005 .....	93
APÊNDICE 8: RESULTADOS ESTIMAO FUNO 2006 .....	95
APÊNDICE 9: RESULTADOS ESTIMAO FUNO 2007 .....	97
REFERÊNCIAS .....	100

## CAPÍTULO 1: INTRODUÇÃO

Com a alavancagem do capital financeiro depois da 2ª Guerra Mundial e, mais especificamente, após a desregulamentação financeira e o abandono da paridade da moeda com o padrão ouro no início da década de 1970, os mercados de títulos e valores mobiliários se desenvolveram e se especializaram significativamente.

No decorrer desse desenvolvimento foram criados e continuam sendo criados inúmeros indicadores de análise para apoio à decisão sobre posição acionária. Esses indicadores trabalham tentando prever a precificação futura dos ativos se baseando tanto nos padrões de comportamento passado dos preços (análise técnica), quanto na evolução do desempenho dos fundamentos econômicos e financeiros das empresas que negociam valores mobiliários (análise fundamentalista), a fim de que, assim, possam indicar a melhor posição acionária para o investidor ao longo do tempo.

Dentro desse contexto, atualmente, os indicadores mais utilizados de análise técnica são: Índice de Força Relativa (IFR), Oscilador Estocástico (STK), Oscilador de Momento (MOM) e Oscilador de Médias Móveis (OMM); já os mais utilizados de análise fundamentalista são: Preço sobre o Lucro por Ação (PL), *Dividend Yield* (DY), Lucro por ação (LPA); Variação do Lucro por Ação (VLPA) e *Pay Out Ratio* (PYO). E, além desses, ainda existem os que buscam mensurar a saúde financeira da empresa (análise contábil-financeira), sendo os principais: Rentabilidade sobre o Patrimônio Líquido Médio (RPLM), Margem Líquida (ML), Exigível sobre o Patrimônio Líquido (EPL) e Liquidez Geral (LG); bem como os que buscam mensurar os riscos envolvidos em cada ativo, sendo os principais: o Beta ( $\beta$ ) e a Volatilidade Histórica (VH).

Com base nesses indicadores, inúmeros trabalhos vêm sendo realizados, sejam eles criticando algum desses indicadores, como é o caso dos estudos empíricos de Fama e French (1992) que contestam o modelo de precificação de ativos (CAPM) elaborado por Sharpe apud Sanvicente e Mellagi Filho (1992); sejam eles utilizando técnicas de análise multivariada para construção de modelos preditivos, como é o caso de Kanitz que construiu um modelo de previsão de falências utilizando uma técnica da análise multivariada chamada análise discriminante, sendo que essa técnica também é a utilizada neste trabalho.



## ***1.1 Justificativa do Tema***

Devido à maioria dos indicadores citados anteriormente trabalharem com a formação de expectativas baseadas em padrões passados, e o futuro ser incerto, ou seja, não há garantias de que padrões passados se repitam no futuro, além de que nossa própria racionalidade é limitada ao tentar prever o que acontecerá, podemos concluir que, apesar deles auxiliarem na decisão, não são totalmente precisos e confiáveis, ficando a cargo do investidor escolher quais deles se encaixam mais precisamente em suas projeções, pois, segundo Martins e Assaf Neto (1986), o analista externo apresenta objetivos mais específicos com relação à avaliação do desempenho da empresa, os quais variam com a posição de credor ou investidor.

Logo, tendo em vista essas limitações, esse trabalho é justificado na medida em que busca construir uma ferramenta que diminua os riscos atrelados a erros de análise de cada indicador individual, bem como utilizados em conjunto, sendo seu uso possível para qualquer perfil de analista externo.

## ***1.2 Objetivos***

### ***1.2.1 Objetivo Geral***

É diante dessa problemática que esse trabalho busca encontrar indicadores que discriminem com maior precisão as ações negociadas na bolsa de valores de São Paulo (Bovespa) em dois grupos distintos: as de alta rentabilidade relativa pelo risco e as de baixa rentabilidade relativa pelo risco ao longo do tempo. Tendo como intuito auxiliar o investidor na formação da carteira a ser acompanhada durante o período pré-estipulado, ou seja, uma carteira com ações de relativa probabilidade de maiores retornos e baixo risco quando comparada com o universo de ações negociadas na Bovespa no período em questão.

### ***1.2.1 Objetivos Específicos***

- i. Encontrar os indicadores com maior capacidade de discriminação para a variável dependente ao longo do tempo;
- i.i. Apresentar a eficiência das funções formadas com esses indicadores ao longo tempo;
- i.i.i. Apresentar as limitações dessas funções ao longo do tempo;

### ***1.3 Limitações do Trabalho***

Esse trabalho se limita ao mercado de ações brasileiro, mais especificamente aos ativos negociados na Bovespa, podendo apresentar desvios significativos quando utilizado em outros mercados.

São utilizados apenas ativos com cinco ou mais anos de negócios na Bovespa a partir do ano anterior ao ano base de comparação 2004, 2005, 2006 e 2007.

Foi desconsiderada a não normalidade de algumas variáveis discriminantes, pois no cerne da análise estava o potencial de maior eficiência do modelo, podendo ser a variável considerada robusta na medida em que fornece um maior grau de discriminação.

### ***1.4 Metodologia***

A natureza da pesquisa pode ser considerada do tipo aplicada, pois o modelo proposto poderá ser utilizado no cotidiano dos investidores e analistas de mercado. Do ponto de vista de sua abordagem, é considerada uma pesquisa quantitativa, pois requer o uso de técnicas estatísticas para o tratamento das variáveis analisadas.

Quanto aos objetivos e procedimentos técnicos, o estudo é definido como de caráter exploratório, visto que serão levantados a bibliografia e estudos sobre o ferramental estatístico da Análise Discriminante.

Em analogia ao modelo de insolvência de Kanitz, será aplicada a análise discriminante com o objetivo de estimar uma função linear, ou função discriminante, que maximize a separação dos ativos em dois grupos distintos: as de alta rentabilidade relativa pelo risco e as de baixa rentabilidade relativa pelo risco.

Para isso será utilizada uma variável dicotômica 1 e 0 que classifique respectivamente as 20 maiores e as 20 menores rentabilidades pelo risco dentro da amostra (a variável rentabilidade será dada pela variação do ativo entre o período inicial e o final, já a variável de risco utilizada será a volatilidade). Com relação ao tamanho da amostra classificada, muitos estudos sugerem que uma proporção de pelo menos 20 observações para o grupo menor seria o ideal para evitar a instabilidade nos resultados.

Em seguida, será utilizado o *software* SPSS para rodar a função e, observando o grau de precisão da função, será determinada a melhor função discriminante para a amostra.

Uma vez estimada a função discriminante, seu ponto de corte e o grau de precisão dentro da amostra, iremos testar a eficiência da função para os períodos posteriores.

A base de dados, bem como os cálculos dos indicadores será obtida no software Economática, a não ser quando se tratar de médias, pois essas serão feitas através de planilha eletrônica Excel. Já os testes estatísticos serão feitos em softwares específicos, como: SPSS e Stata.

### ***1.5 Organização do trabalho***

Numa primeira parte, o trabalho apresentará o funcionamento dos principais indicadores utilizados pelos analistas externos das mais diversas correntes, buscando contextualizar e justificar a escolha das variáveis que serão testadas.

Na segunda parte, será apresentada uma revisão do referencial teórico sobre a análise discriminante, buscando demonstrar o potencial prático dessa ferramenta.

Logo após, serão confrontados os indicadores demonstrados com o ferramental estatístico da análise discriminante, buscando atingir o objetivo específico i.

Em seguida, serão apresentados os resultados alcançados pelas funções encontradas ao longo do tempo, com intuito de atingir o objetivo específico i.i.

E, para finalizar, será comparado o desempenho de cada função ao longo do tempo, a fim de alcançar o objetivo específico i.i.i.

E, estendendo-se, tentará propor uma carteira de ações a ser acompanhada no período corrente – 2008 –, baseando-se na análise do desempenho das funções discriminantes calculadas.

## **CAPÍTULO 2: PRINCIPAIS INDICADORES UTILIZADOS PELOS ANALISTAS**

### ***2.1 Análise Técnica***

Segundo Ronaldo de Almeida Nobre (2001) a análise técnica tem por objetivo estabelecer modelos de comportamento do mercado a partir de dados gerados por ele mesmo. A origem da análise técnica remonta do fim do século XIX, e tem como seu patrono *Charles Dow*, fundador e editor do *Wall Street Journal*. A partir de seus editoriais, companheiros escreveram livros dedicando capítulos às suas idéias e dando corpo à *Teoria de Dow*. Em sua empresa, a *Dow-Jones, Inc.* eram distribuídas informações sobre as empresas negociadas na Bolsa de Valores de Nova York e a partir da observação dos inúmeros gráficos de barras concluiu que o mercado se desenvolvia com tendências. Essas tendências poderiam ser decompostas e analisadas segundo características de prazo, possibilidade de manipulação e em função dos volumes negociados e ciclos econômicos.

A primeira ferramenta trazida para o mercado foi a média móvel que tinha o propósito de suavizar o nervosismo traduzido pela aparência do gráfico de barras. O novo instrumento exigia do analista/investidor que tratasse os dados do mercado antes de levá-lo ao gráfico, junto com os preços do gráfico de barras.

A partir da década de 70, começaram a chegar ao mercado máquinas de calcular com bom poder de armazenamento e processamento e, paralelamente, novos indicadores vieram a público, inclusive, alguns já utilizados desde a década de 50 e mantidos em sigilo por seus idealizadores. São dessa época o indicador estocástico de George Lane e, em seguida, o livro de J. Welles Wilder que apresentava suas planilhas de cálculo manual dos novos indicadores propostos.

#### ***2.1.1 Índice de Força Relativa (IFR)***

O Índice de Força Relativa é um indicador que traz a relação entre a média dos preços de fechamento dos períodos em que a ação fechou em alta dividida pela média dos períodos em

que fechou em queda. Desta forma, um indicador muito alto pode indicar que a ação já tenha subido muito em relação ao seu desempenho histórico.

O IFR varia de 0 a 100, e é mais ou menos volátil de acordo com o tamanho do período que se queira analisar (nesse trabalho serão utilizadas cotações anualizadas dos últimos cinco anos). Boa parte do tempo o indicador fica em valores intermediários, não apontando uma tendência definida. Ele somente se torna realmente importante quando ultrapassa alguns limites, como acima de 75 ou 80 ou abaixo de 20 ou 25.

Na grande maioria dos demais pontos, o IFR é um indicador mais defensivo, não podendo ser interpretado somente de acordo com sua magnitude absoluta. Desta forma, dentre os principais indicadores, o IFR é provavelmente aquele que fica mais tempo em território neutro. Porém vale a pena analisá-lo quando os valores chegam a extremos, pois aí podem estar as boas oportunidades de negócios.

### ***2.1.2 Oscilador Estocástico (STK)***

O Estocástico é uma ferramenta que se preocupa mais com a oscilação dos ativos do que com a tendência. Por comparar o preço atual de uma ação com o seu comportamento no período, o estocástico é um bom indicador que mostra se o preço atual é insustentável, o que pode levar a uma mudança de direção. Segundo George Lane (1984) quando os preços sobem, os valores dos fechamentos tendem estar próximos do máximo valor alcançado, quando os preços descem, os valores dos fechamentos tendem estar próximo do mínimo valor alcançado.

Caso a cotação atual de uma ação seja muito acima do registrado nos últimos períodos (nesse trabalho serão utilizadas cotações anualizadas dos últimos cinco anos), o indicador sobe, caso contrário cai. De forma geral, níveis acima de 80 indicam um potencial de queda, enquanto patamares abaixo de 20 podem indicar uma boa oportunidade de compra.

### ***2.1.3 Oscilador de Momento (MOM)***

O indicador de momento mede a mudança de preços de uma ação em um determinado período de preços (nesse trabalho serão utilizadas cotações anualizadas dos últimos cinco anos). Este

indicador é mais eficaz em um mercado mais volátil, já que em um mercado relativamente estável, o MOM tende a flutuar próximo a zero. Em casos onde o mercado apresenta maior volatilidade, este indicador pode apontar pontos de compra ou venda. É, portanto, uma boa medida de aceleração ou desaceleração de preços.

A teoria é que quando um movimento de alta atinge seu topo, os preços passam a subir rapidamente, sobretudo em função de especulação com o papel. O MOM captura esta forte e rápida variação de preços, indicando que o mercado pode ter exagerado na valorização do papel, e que uma correção pode ocorrer. O mesmo raciocínio funciona quando um papel cai rapidamente. Neste caso, o MOM atingirá valores cada vez mais negativos, indicando um possível ponto de compra.

Como um indicador que aponta possíveis pontos de compra ou venda, o MOM pode ser comparado com o uso das Bandas de Bollinger. Da mesma forma, ele deve ser utilizado com atenção, pois não indica a formação de tendências. Sua maior eficácia está em determinar pontos onde o movimento de preços foi extremo, o que pode levar a uma correção de curto prazo.

#### ***2.1.4 Oscilador de Médias Móveis (OMM)***

O oscilador de médias móveis mede a diferença entre a média de curto e de longo prazo do período analisado (nesse trabalho será utilizada a média das cotações anualizadas dos últimos dois anos como média de curto prazo, e a média das cotações anualizadas dos últimos cinco anos como média de longo prazo).

Este indicador permite observar a tendência dos preços, pois números positivos indicam que no curto prazo o papel se encontra em tendência de alta e números negativos indicam que no curto prazo o papel se encontra em tendência de queda. Além de que, a própria inclinação das curvas das médias móveis indica se a tendência dos preços está em alta ou em baixa, ou seja, se elas estiverem em sentido ascendente, os preços se encontram em tendência de alta; se elas estiverem em sentido descendente, os preços se encontram em tendência de baixa.

Alguns analistas, também, utilizam a intersecção dessas linhas como pontos de compra ou venda, isto é, uma intersecção em que a curva de curto prazo corte a de longo em sentido

ascendente, indica um ponto de compra, e uma intersecção em que a curva de curto corte a de longo em sentido descendente, indica um ponto de venda.

## ***2.2 Análise Fundamentalista***

A premissa básica da análise fundamentalista é que o valor justo para as ações de uma empresa se define pela sua capacidade de gerar lucros futuros, logo consiste na avaliação do patrimônio da empresa e de sua projeção para determinar o valor intrínseco da ação. Segundo Castro (1979), o valor intrínseco de uma ação está associado com a performance da companhia emissora, sua posição no setor de atuação e com a situação geral da economia.

O ponto de partida da análise dos fundamentos da empresa, denominada análise fundamentalista, é estudar em detalhe os demonstrativos financeiros da companhia, como o balanço patrimonial e o demonstrativo de resultados, por exemplo.

Já a partir destes dados e das cotações dos papéis da empresa, o analista pode avaliar se os papéis estão caros ou baratos em relação aos seus fundamentos atuais ou futuros.

### ***2.2.1 Preço sobre o Lucro (PL)***

Este indicador mede a relação entre o preço de uma ação e o lucro por ação deste mesmo papel, com base nos demonstrativos financeiros divulgados pela empresa (nesse trabalho será utilizado o preço sobre o lucro do balanço consolidado anual, ou seja, o último balanço do ano).

Embora existam diferenças significativas entre os PL's das empresas, dependendo do seu setor de atuação, pode-se dizer que PL's elevados podem indicar ações consideradas mais "caras", enquanto PL's mais baixos podem indicar o contrário.



### **2.2.2 Dividend Yield (DY)**

*Dividend yield* é o rendimento gerado ao proprietário de uma ação com o pagamento de dividendo. Neste caso, entende-se dividendo como sendo a somatória dos pagamentos de dividendos e de juros sobre o capital próprio (nesse trabalho será utilizado o *dividend yield* anual).

O *dividend yield* é o dividendo pago por ação de uma empresa, dividido pelo preço da ação. Geralmente, quanto maior o *dividend yield*, maior está sendo o resultado da empresa, ou melhor, está sendo sua política de distribuição de lucros.

Contudo, como o *dividend yield* é o resultado de uma fração, é preciso cuidado na hora de avaliar esse indicador. Como o preço da ação está no denominador, o *dividend yield* pode parecer alto se a cotação (preço da ação) do papel for muito baixa. O que na realidade pode estar refletindo é algum tipo de problema com a empresa e não uma boa política de pagamento de dividendos.

### **2.2.3 Lucro por Ação e Variação do Lucro por Ação (LPA / VLPA)**

O LPA é um indicador definido como a relação entre o lucro líquido da empresa em um determinado período e o seu número de ações (ou lote de 1.000 ações). Deste modo, representa o montante em dinheiro gerado em lucro (ou prejuízo) em um período determinado de tempo para cada ação (ou lote de ações) emitida.

Já, a variação do LPA mede a variação do LPA do período final em relação ao período inicial (nesse trabalho serão utilizados os LPA do último balanço consolidado do ano).

### **2.2.4 Pay Out Ratio (PYO)**

A taxa de distribuição de dividendos (ou *dividend payout ratio*) indica a porcentagem do lucro líquido da empresa paga aos acionistas na forma de dividendos. Em geral, empresas em crescimento tendem a reinvestir grande parte do seu lucro líquido e, portanto, apresentam um índice mais baixo que empresas já estabelecidas (nesse trabalho serão utilizados os *pay out ratios*, com base no último balanço consolidado do ano).

### ***2.3 Análise Contábil-Financeira***

Segundo Matarazzo (1998), a análise contábil-financeira dos balanços surgiu e desenvolveu-se dentro do sistema bancário, seu início remonta ao final do século XIX, quando os banqueiros americanos passaram a solicitar balanços às empresas tomadoras de empréstimos.

Em 1915, determinava o *Federal Reserve* (o Banco Central dos Estados Unidos) que só poderiam ser redescontados os títulos negociados por empresas que tivessem apresentado seu balanço ao banco, medida que consagrou definitivamente o uso de demonstrações financeiras como base para a concessão de crédito.

Assim, a técnica empírica de extração de índices de balanços ganhou embasamento científico e teve a sua utilidade comprovada.

Além disso, conta-se hoje com apreciável Know-how na elaboração de índices padrão. Os índices padrão permitem adequada avaliação de qualquer índice de determinada empresa e proporcionam ao usuário da análise informação objetiva do seu desempenho.

#### ***2.3.1 Rentabilidade sobre o Patrimônio Líquido Médio (RPLM)***

Esse índice apresenta a relação entre os lucros ou prejuízos gerados em um ano e o total de recursos aplicados pertencentes aos sócios, que compõe o Patrimônio Líquido Médio na empresa (nesse trabalho serão utilizados os RPLM anuais, com base no último balanço consolidado do ano).

Esse indicador permite que se perceba se o lucro gerado pelo capital próprio a disposição da empresa estava adequado.

#### ***2.3.2 Margem Líquida (ML)***

Esse índice apresenta a relação entre o resultado econômico gerado (lucro ou prejuízo líquido) e as receitas líquidas de vendas de um período (nesse trabalho serão utilizadas as ML do último balanço consolidado do ano).

A margem líquida demonstra a eficiência da empresa em converter receitas em lucros e, eventualmente, em prejuízos. Permite apurar a lucratividade do negócio como um todo.

### ***2.3.3 Exigível sobre o Patrimônio Líquido (EPL)***

Esse índice apresenta a relação entre o exigível total e o patrimônio líquido da empresa no período (nesse trabalho serão utilizados os EPL do último balanço consolidado do ano).

O exigível sobre o patrimônio líquido permite que se perceba o quanto o exigível total é maior ou menor que o patrimônio líquido. Números altos para esse indicador podem configurar uma maior exposição ao risco, enquanto números baixos podem indicar uma empresa mais segura.

### ***2.3.4 Liquidez Geral (LG)***

Esse índice apresenta a relação entre os ativos não permanentes a disposição da empresa e os passivos exigíveis no período (nesse trabalho serão utilizados os EPL do último balanço consolidado do ano).

Permite perceber um horizonte de longo prazo para a análise de liquidez da empresa, contemplando ativos (bens e direitos) de curto e de longo prazo, e dívidas que vencerão também no curto e no longo prazo.

## ***2.4 Moderna Teoria das Finanças***

Todas as teorias que abrangem a moderna teoria de finanças se preocupam de alguma forma em mensurar o componente risco, conforme Knight apud Korbes (2000), investimentos em setores com um grau de risco maior devem exigir retornos mais elevados para que possam atrair os recursos necessários.

Já segundo Assaf Neto (2001), o risco pode ser entendido pela capacidade de mensurar o estado de incerteza de uma decisão mediante o conhecimento das probabilidades associadas à ocorrência de determinados resultados ou valores.

O risco envolvido na compra de um ativo financeiro pode ser dividido em duas partes o risco sistemático e o risco não-sistemático. O risco sistemático pode ser definido como aquele que afeta um grande número de ativos em maior ou menor grau. Por afetar o mercado como um todo também é chamado de risco de mercado. Esse risco está associado à imprevisibilidade de mudanças políticas, macroeconômicas e sociais.

A parcela do risco não-sistemático é aquela que afeta um ativo específico, e não o mercado como um todo. Esse risco está associado às peculiaridades inerentes a cada ativo. Fatores como a estrutura contábil e a gestão financeira de uma empresa não afetam o mercado como um todo e sim a empresa em questão.

### ***2.4.1 Beta ( $\beta$ )***

Na década de 1960, surge o modelo de precificação de ativos financeiros (CAPM) elaborado por Sharpe (1964), que descreve a maneira pela qual os investidores podem mensurar a parcela do risco sistemático. Esse modelo relaciona a rentabilidade esperada de um ativo com seu risco sistemático ou não diversificável, Beta.

Assim, o Beta de um ativo mede a parcela do risco que não pode ser eliminada pela diversificação, avaliando o risco de um determinado ativo com relação ao risco do mercado como um todo no período analisado (nesse trabalho será utilizado o beta de 60 meses e o beta de 12 meses, bem como a média dos últimos três anos do beta de 12 meses).

Se o beta de um ativo for igual a 1, o ativo terá o mesmo comportamento do mercado, logo seu grau de risco será igual ao do mercado. Já um beta maior que 1, indica um investimento mais ousado e de maior risco, enquanto um beta menor que 1, indica um investimento mais conservador.

### ***2.4.2 Hipótese de Mercados Eficientes (HME)***

A hipótese de mercados eficientes está baseada na ausência de falhas de mercado, principalmente na ausência de informação assimétrica, ou seja, um novo fato relevante acerca de um determinado ativo ou acerca do mercado como um todo é refletido quase que instantaneamente no preço das ações.

Sendo assim, o risco ( $\beta$ ) se torna a principal variável explicativa para retornos maiores, pois quanto maior o risco, maior deverá ser o retorno para que os investidores se sintam atraídos a alocarem recursos nesses ativos.

Portanto, quanto mais eficiente é um mercado menos eficientes são os modelos preditivos de desempenho de ações e, conseqüentemente, menos eficiente se torna o modelo proposto por esse trabalho.

## CAPÍTULO 3: ANÁLISE DISCRIMINANTE

Segundo Reis (1997), a análise discriminante foi originalmente desenvolvida na botânica e a sua aplicação teve como objetivo fazer a distinção de grupos de plantas com base no tamanho e tipo de folhas, para que, posteriormente, fosse possível classificar as novas espécies encontradas.

Conforme afirmam Hair et al (1998), a análise multivariada é a técnica, pois existe uma enorme habilidade em prever ou explicar variáveis métricas, no entanto, quando a variável dependente – explicada/discriminada – é não métrica, é necessária a aplicação de um subconjunto da análise multivariada, no qual se insere a análise discriminante.

A seguir, apresentam-se alguns exemplos onde se pode aplicar a técnica de análise discriminante, descritos por Johnson e Wichern (1998, p. 630):

População dos grupos 1 e 2 (Variável dependente)	Variáveis medidas (Variáveis independentes)
1. Empresas solventes e não solventes	Ativos totais, valor de mercado das ações, índices financeiros
2. Escritos de autor 1 e de autor 2	Frequência de certas palavras e comprimento das frases
3. Consumidores e não consumidores de um determinado produto	Educação, renda, tamanho da família, consumo de produtos similares
4. Machos e fêmeas de ossadas fósseis	Medidas antropológicas como circunferência e volume do crânio
5. Alto e baixo risco de crédito	Renda, idade, número de cartões de crédito, tamanho da família

### *3.1 Objetivos da análise discriminante*

A análise discriminante é empregada para se descobrir as características que distinguem os membros de um grupo dos de outro, de modo que, conhecidas as características de um novo indivíduo, possa-se prever a que grupo ele pertence.

Mais formalmente, a análise discriminante tem como objetivo estimar uma função linear de “n” variáveis independentes - explicativas/discriminantes – que possam, da melhor maneira possível, discriminar dois ou mais grupos de casos pré definidos.

A discriminação é obtida determinando-se o conjunto ótimo de pesos para as variáveis independentes de tal maneira que se maximize a variância entre grupos relativamente à variância dentro dos grupos. A função encontrada é chamada de função discriminante.

### ***3.2 Função Discriminante***

A função discriminante linear é análoga a uma regressão linear, contudo, em sua construção, são buscadas as variáveis com maior capacidade de distinguir os grupos pré definidos, diferenciando-se, principalmente, nesse aspecto da regressão linear, pois na regressão linear buscamos as variáveis com maior capacidade de explicação para o comportamento da variável dependente.

Quando a análise discriminante é usada para separar dois grupos de casos, tem-se uma única função discriminante, quando forem três grupos, têm-se duas, e assim, sucessivamente.

Uma vez estimada a função discriminante, é possível alocar novos casos a grupos pré definidos.

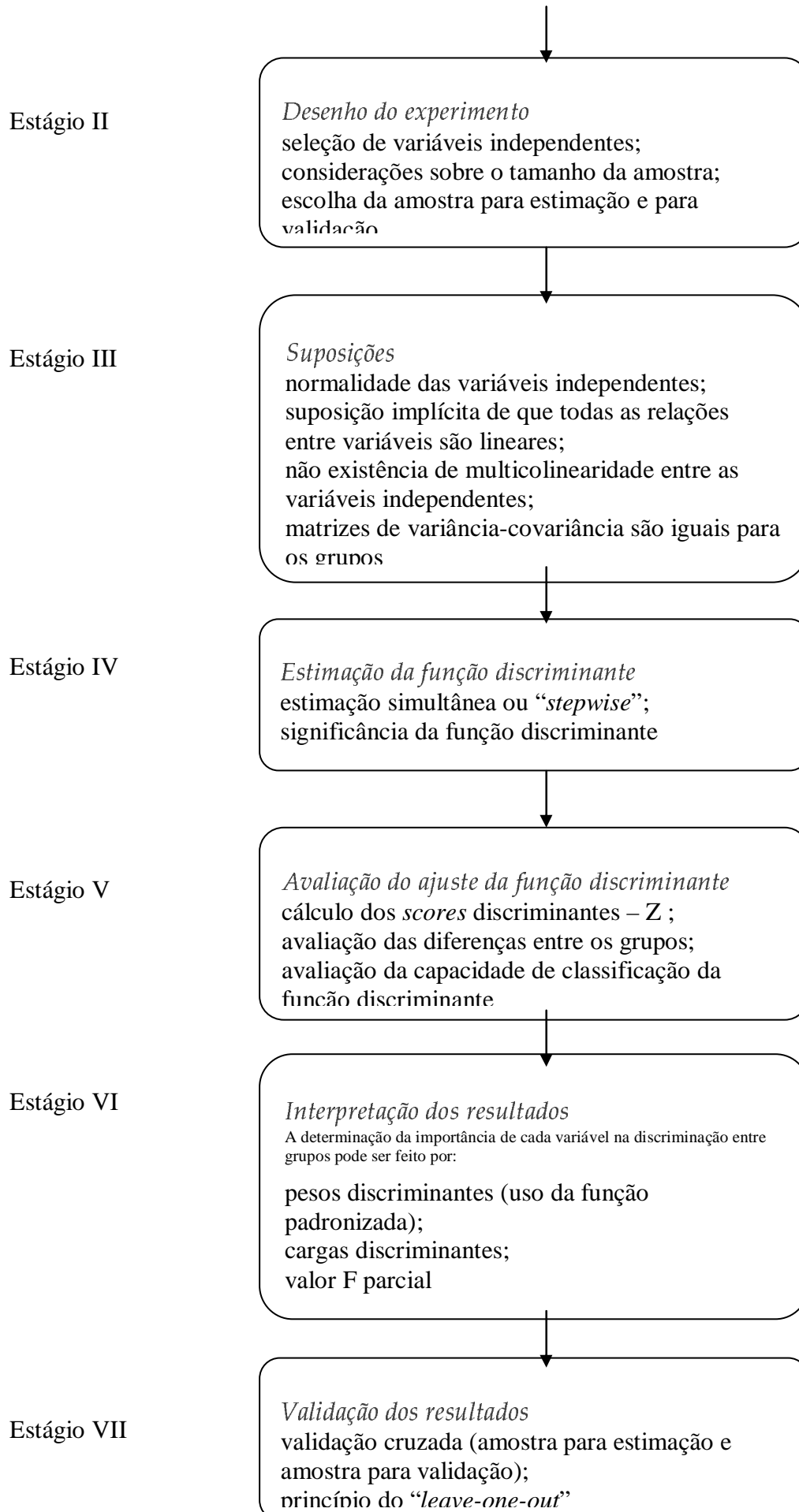
### ***3.3 O Processo de decisão para a aplicação da análise discriminante***

De acordo com Hair et al (1998), a aplicação da análise discriminante pode ser vista a partir da perspectiva da construção de um modelo em seis estágios, como apresentado na figura abaixo:

Estágio I

*Problema de pesquisa*

Selecionar o(s) objetivo(s):  
detectar diferenças entre grupos;  
classificar casos em diferentes grupos;  
determinar qual variável é a mais relevante na  
discriminação entre grupos





### ***3.3.1 Estágio I – Estabelecimento dos objetivos da pesquisa***

No estágio I, apresentado na figura acima, o analista deve estabelecer quais são os objetivos da pesquisa. Sendo que a análise discriminante permite atingir os seguintes objetivos:

- determinar e existe uma diferença estatisticamente significativa entre dois ou mais grupos pré-definidos, com base nos valores médios de um dado conjunto de variáveis independentes;
- determinar qual das variáveis independentes é a responsável pelas diferenças entre dois ou mais grupos;
- estabelecer procedimentos para classificar objetos (pessoas, produtos, cidades etc.) em diferentes grupos com base nos valores médios de um dado conjunto de variáveis independentes;
- estabelecer o número e a composição das dimensões de discriminações entre grupos formados por um conjunto de variáveis independentes.

Como pode ser observado, a partir dos objetivos acima, a análise discriminante é útil quando o pesquisador está interessado tanto em entender as diferenças entre grupos como em classificar corretamente objetos em diferentes grupos ou classes. Desta maneira, a análise discriminante pode ser considerada como uma técnica para se determinar o perfil de um conjunto de objetos e também como uma técnica analítica de previsão.

### ***3.3.2 Estágio II – Desenho do experimento***

O estágio II, no modelo de Hair et al. (1998), refere-se ao desenho do experimento, que é essencial para o sucesso de qualquer experimento. O primeiro procedimento refere-se à seleção das variáveis dependentes e independentes. O pesquisador deverá primeiro se preocupar com a variável dependente. O número de grupos de variáveis dependentes pode ser dois ou mais, mas eles devem ser mutuamente exclusivos e exaustivos. Com isso, quer-se dizer que cada observação pode ser colocada (associada) a somente um grupo.

Com relação ao tamanho da amostra, muitos estudos sugerem que uma proporção de 20 observações para cada variável independente seria o ideal para evitar instabilidade nos resultados.

Além do tamanho da amostra, o pesquisador deve levar em conta o tamanho da amostra para cada grupo. No mínimo, o menor grupo deve ser maior que o número de variáveis independentes. E, como regra prática, com ênfase em Hair et al. (1998), cada grupo deve ter pelo menos 20 observações. Outro problema que o analista deve levar em conta é o tamanho relativo dos grupos, que não pode ter muita discrepância. Quando isso acontece, sugere-se eliminar, aleatoriamente, algumas observações do grupo maior, de tal maneira que os tamanhos não sejam muito discrepantes.

### ***3.3.3 Estágio III – Suposições***

O estágio III se refere às suposições a serem obedecidas para que a aplicação da análise discriminante seja bem sucedida.

Nenhuma variável pode ser uma combinação linear de outras variáveis e todas serem usadas, simultaneamente, na análise. Da mesma maneira, duas variáveis que sejam perfeitamente correlacionadas não devem ser usadas ao mesmo tempo.

Outra suposição requerida em muitas aplicações é que a matriz de variância-covariância da população seja igual para cada grupo, ou seja, a variabilidade deve ser igual dentro de cada grupo. A forma mais comum e de mais fácil aplicação da análise discriminante emprega uma função discriminante linear, que é uma combinação linear das variáveis discriminantes. Este método é o mais fácil, de acordo com Klecka (1980), porque a suposição de grupos com matrizes de variância-covariância iguais permite a simplificação das fórmulas para calcular a função discriminante e de certos testes de significância estatística.

E, finalmente, uma das principais suposições é a de que os grupos deverão ser retirados de populações que seguem uma distribuição normal multivariada para todas as variáveis independentes. Contudo, como observa Klecka (1980, p. 61), para pequenos desvios da normalidade os resultados da análise discriminante, como da maioria das técnicas de análise multivariada, ainda podem conduzir a decisões corretas, ou seja, a análise discriminante é uma técnica robusta.

### 3.3.4 Estágio IV – Estimação e avaliação da função discriminante

O estágio IV diz respeito ao procedimento para se estimar a função discriminante e para se avaliar a sua capacidade de discriminar dados.

Dois métodos podem ser usados para derivação da função discriminante, o método direto ou simultâneo e o método *stepwise*. No método direto todas as variáveis independentes ou discriminantes são usadas simultaneamente para a estimação da função. Enquanto que no método *stepwise* as variáveis vão sendo selecionadas em função de sua capacidade de discriminação<sup>1</sup>. No entanto, a estimação da função discriminante pelo método *stepwise* torna-se pouco estável na medida em que a razão entre o tamanho da amostra e o número de variáveis independentes situa-se abaixo do nível de 20 observações por variável independente.

A significância estatística da função discriminante pode ser avaliada por diversos métodos que geralmente estão implementados nos principais softwares estatísticos. Entre estes métodos, destacam-se a medida lambda de Wilks, o critério de Pillai, entre outros.

O critério convencional de adotar uma significância estatística ao nível de 5% é normalmente usado. No entanto, como afirmam Hair et al. (1998, p. 262), dependendo do *trade-off* entre o custo e o valor da informação e também de que se o risco de se incluir resultados não significantes é aceitável, é possível incluir funções discriminantes que sejam significativas apenas ao nível de 20% ou até mesmo 30%.

Ainda no estágio IV, uma vez identificada a função discriminante, o próximo passo é avaliar o ajuste dessa função em relação aos dados. Esta avaliação envolve três tarefas: cálculo dos *scores* discriminantes (*Z*) para cada observação ou caso, avaliar as diferenças entre os *scores* discriminantes para os grupos e avaliar a capacidade de classificação da função discriminante.

Observações com *scores* próximos são supostas pertencerem ao mesmo grupo e observações com *scores* muito distantes provavelmente pertencem a grupos diferentes. Este procedimento de determinar a porcentagem de classificações corretas é semelhante ao conceito de coeficiente de determinação,  $R^2$ , na regressão linear.

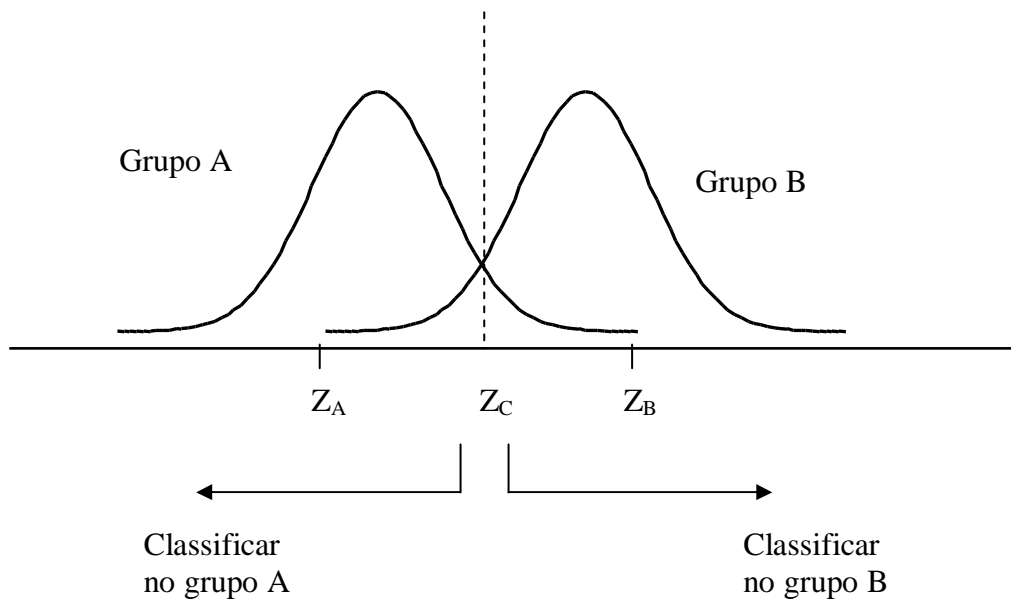
Uma boa maneira de se verificar a diferença entre grupos é a comparação dos centróides de cada grupo. Centróide de um grupo é média dos *scores* *Z* de todos os membros desse grupo.

---

<sup>1</sup> De acordo com esse procedimento, variáveis já escolhidas em passos anteriores podem ser retiradas e novas variáveis introduzidas, se tal procedimento contribuir para um aumento da capacidade de discriminação da função.

Uma medida do sucesso da análise discriminante é sua capacidade de definir uma função discriminante que resulta na determinação de centróides de grupos significativamente diferentes.

Graficamente, esta regra de classificação para dois grupos de mesmo tamanho pode ser vista na figura abaixo.



Na figura acima Z<sub>A</sub> e Z<sub>B</sub> representam os centróides dos grupos A e B, respectivamente e Z<sub>C</sub> é o *score* de corte ótimo, também chamado de valor crítico de Z. O *score* de corte é o critério que discrimina se uma determinada observação ou objeto está em um ou em outro grupo. No caso de dois grupos do mesmo tamanho ele é calculado como:

$$Z_C = \frac{Z_A + Z_B}{2}$$

Para grupos de diferentes tamanhos a regra de classificação deverá ser ponderada para que as probabilidades de classificações incorretas sejam iguais para ambos os grupos. O valor de Z<sub>C</sub> para este caso deve ser calculado pela seguinte fórmula:

$$Z_C = \frac{N_A Z_B + N_B Z_A}{N_A + N_B}$$

Onde N<sub>A</sub> e N<sub>B</sub> são os tamanhos dos grupos A e B, respectivamente.

### ***3.3.5 Estágio V – Avaliação do ajuste da função discriminante***

Nesse estágio é observada a capacidade de discriminação de cada variável independente, observando principalmente o nível de significância da estatística que testa como hipótese nula a igualdade entre as médias dos grupos discriminados.

Dependendo do nível de significância escolhido pelo pesquisador, serão escolhidas as variáveis que permanecerão no modelo.

### ***3.3.6 Estágio VI – Interpretação dos resultados***

Se a função discriminante é estatisticamente significativa e sua capacidade de discriminação entre os grupos é aceitável, o pesquisador deverá, então, passar para a etapa de interpretação dos resultados.

Esta etapa envolve o exame da função discriminante para se determinar a importância relativa de cada variável independente na discriminação entre os grupos. São três os métodos, de acordo com Hair et al. (1998, p. 272), capazes de determinar a importância relativa de cada variável independente.

O primeiro e mais utilizado método, denominado de “pesos discriminantes” (*discriminant weights*), analisa o sinal e a magnitude dos coeficientes da função discriminante padronizada. Quando o sinal é ignorado, cada peso ou coeficiente representa a contribuição relativa da variável associada ao coeficiente para a função discriminante.

A interpretação dos pesos discriminantes é análoga à interpretação dos coeficientes de inclinação de uma regressão linear simples ou múltipla.

### ***3.3.7 Estágio VII – Validade dos resultados***

O estágio final do procedimento experimental através da Análise Discriminante refere-se à validação dos resultados. Em geral, sugere-se que se dividida aleatoriamente a amostra em

duas partes, sendo que a primeira amostra é usada para a estimação da função discriminante e a outra amostra é usada para validação dos resultados.

Outros pesquisadores sugerem repetir o procedimento acima inúmeras vezes para se obter uma estatística que forneça a significância da função discriminante em classificar dos ou mais grupos. Este método é denominado de “*Jackknife*”.

Contudo, além de se observar o grau de precisão da função discriminante, deve-se observar os resultados do *cross validation*, estatística que utiliza o método do *leave-one-out*, ou seja, fornece o grau de precisão caso a caso, retirando o caso analisado da amostra e observando se a função excluindo ele da amostra, consegue classificá-lo de maneira correta. Essa medida é análoga ao uso do  $R^2$  ajustado da regressão linear.

## **CAPÍTULO 4: ESTIMANDO UM MODELO DE DISCRIMINAÇÃO DE AÇÕES**

A idéia principal que direciona esse trabalho está na formação de uma carteira de ações a ser acompanhada no período corrente e com relativa probabilidade de altos retornos de baixo risco para o final do período corrente quando comparada com o universo de ações negociadas na Bovespa nesse período.

Portanto para esse objetivo ser alcançado é necessário que os dados do tempo zero ( $t_0$ ), discriminem as ações para o tempo posterior ( $t_1$ ). Por exemplo, ao final de 2004 desejo formar uma carteira a ser acompanhada durante o ano de 2005 e que consiga discriminar previamente as ações com alta probabilidade de fechar o ano de 2005 entre as mais rentáveis e de menor volatilidade. Para esse fim, é necessário rodar um modelo com dados de final de 2003 confrontados com o desempenho dos ativos ao final de 2004 para, posteriormente, utilizá-lo com os dados de final de 2004, a fim de formar a carteira a ser acompanhada em 2005 e observar o quão preciso ela foi ao final de 2005.

Contudo, observando a construção do modelo essa idéia ficará mais clara.

### ***4.1 Caracterização da amostra***

Serão utilizadas ações com cinco ou mais anos de negócios a partir do período anterior ao ano base. Por exemplo, para calcular a função discriminante de 2004 são utilizados dados do final de 2003, portanto entram na amostra ações com negócios a partir de pelo menos 1999. Além disso, só será utilizado um papel por empresa, ficando na amostra a de maior liquidez. Sendo que esses critérios serão utilizados para todas as funções discriminantes calculadas ao longo desse trabalho.

Além disso, serão classificadas como grupo 1 as 20 maiores rentabilidades sobre a volatilidade e como grupo 0 as 20 menores rentabilidades sobre a volatilidade a dados do ano base.

As tabelas com os dados amostrais de cada ano base se encontram em seus respectivos apêndices, bem como a estimação dos *scores* discriminantes de cada função.

#### ***4.2 A Variável dependente (discriminada)***

Observamos, na primeira parte desse trabalho, muitos indicadores que tentam auxiliar os analistas e investidores nas decisões sobre alocação de investimentos dentro do mercado de capitais. Contudo, o que, realmente, todo investidor procura são ativos de elevada rentabilidade e baixo risco, algo que nenhuma daquelas ferramentas consegue indicar isoladamente.

É diante desse problema, que esse trabalho busca encontrar uma função discriminante que conjugue os indicadores com maior capacidade de discriminação dos ativos em dois grupos distintos: os de alta rentabilidade relativa pelo risco e os de baixa rentabilidade relativa pelo risco. Aqui a palavra “relativa” é utilizada tanto para denotar o caráter de razão entre rentabilidade e risco, quanto para indicar que ações de alta rentabilidade pelo risco, só são assim classificadas, na medida em que existem ações de baixa rentabilidade pelo risco dentro período analisado.

Nesse trabalho, a rentabilidade dos ativos é dada pela variação do preço de fechamento do papel ajustado para proventos entre o último dia útil do período inicial e o último dia útil do período final.

Já o risco será dado pela volatilidade anual (em cotações diárias), índice que, segundo Black & Sholes, representa o potencial de variação de preços de um ativo em um determinado intervalo de tempo. Este potencial é estimado através da observação do comportamento passado do ativo e supondo-se o reflexo dessa medida sobre o comportamento futuro dos preços. A importância da volatilidade vem da idéia do grau de variação do preço do ativo no futuro, ou seja, um valor baixo de volatilidade significa pequenas alterações no futuro (baixo risco), enquanto um valor alto significa variações significativas (alto risco).

Tanto a volatilidade quanto a rentabilidade são expressas em porcentagem, gerando um índice sem unidade para essa razão, além disso, a volatilidade não atinge valores negativos, enquanto a rentabilidade sim. Logo, a razão entre rentabilidade e risco, busca expurgar a volatilidade do papel, a fim de mensurar uma medida de rentabilidade mais confiável e de menor risco.

Observe o quadro abaixo:



Codigo na Bolsa	Fechamento 2 8Dez07 ajust p/ prov em moeda orig (A)	Fechamento 2 8Dez06 ajust p/ prov em moeda orig (B)	Rentabilidade 2007 % (R)=((A÷B)- 1)*100	Volatilidade % 31Dez07 no Ano em moeda orig (V)	Rentabilidade sobre volatilidade (R÷V)
PETR4	43,92249	23,87061	84,00238	36,12	2,325647
BRKM5	13,80305	14,22961	-2,99773	40,14	-0,07468

Logo, membros do grupo (1) de alta rentabilidade relativa pelo risco, tendem a apresentar elevados retornos de baixa volatilidade, enquanto integrantes do grupo (0) de baixa rentabilidade relativa pelo risco, tendem a apresentar rentabilidades negativas de valor, em módulo, alto e de baixa volatilidade.

### 4.3 As Variáveis Independentes (discriminantes)

Será testada a capacidade de discriminação dos indicadores apresentados na primeira parte desse trabalho, a saber: IFR com cotações anualizadas dos últimos cinco anos; STK com cotações anualizadas dos últimos cinco anos; MOM com cotações anualizadas dos últimos cinco anos; OMM da média das cotações anualizadas de dois e cinco anos; PL do último balanço consolidado do ano; DY do último balanço consolidado do ano; LPA e VLPA do último balanço consolidado do ano; PYO do último balanço consolidado do ano; RPLM do último balanço consolidado do ano; ML do último balanço consolidado do ano; EPL do último balanço consolidado do ano; LG do último balanço consolidado do ano,  $\beta$  de 60 meses e  $\beta$  de 12 meses.

Além desses indicadores, devido a uma observação do livro “O Jeito Warren Buffett de Investir” de Robert G. Hagstrom em que o autor indica que Buffet (um dos mais sucedidos investidores do mundo) utiliza a média de alguns anos para os indicadores que ele considera mais relevantes, esse trabalho, também, irá testar a: média dos últimos três anos da rentabilidade sobre o patrimônio líquido médio (MRPLM); média dos últimos três anos do preço sobre o lucro (MPL); média dos últimos três anos do *dividend yield* (MDY); média dos últimos três anos do lucro por ação (MLPA); média dos últimos três anos da variação do lucro por ação (MVLPA); média dos últimos três anos do *pay out ratio* (MPYO); média dos últimos três anos da margem líquida (MML); média dos últimos três anos do exigível sobre o

patrimônio líquido (MEPL); média dos últimos três anos da liquidez geral (MLG) e a média dos últimos três anos do beta de 12 meses do último dia útil de cada ano.

#### 4.4 A função discriminante – ano base: 2004

##### 4.4.1 Caracterização da amostra classificada

Observe os quadros com as características da amostra classificada em 0 e 1:

Dados Amostrais

Casos	N	%
Classificados	40	61,5
Não Classificados	25	38,5
Total	65	100,0

Estatística dos Grupos

Dummy Rent/Vol 2004		GRUPO 0			GRUPO 1		
Variáveis Independentes	Código	Média	Desvio Padrão	Número de casos	Média	Desvio Padrão	Número de casos
Índice de força relativa 2003 últ. 5 anos	IFR35	81,5650	13,2123	20	85,5660	15,2346	20
Estocástico 2003 últ. 5 anos	STK35	80,1670	24,1102	20	91,9860	10,3193	20
Osc. Momento 2003 últ. 5 anos	MOM35	12,3805	12,1008	20	5,6395	5,5980	20
Osc. Médias Móveis 2003 últ. 5 anos	OMM35	2,2250	3,2231	20	1,1815	1,9090	20
Preço sobre o lucro 2003	PL3	1,6230	79,3313	20	4,8070	12,5858	20
Média preço sobre o lucro 2003 últ. 3 anos	MPL33	10,8150	55,7748	20	38,9445	162,7736	20
Rentabilidade sobre o patrimônio líquido médio 2003	RPM3	13,9055	15,6246	20	33,0450	43,2108	20
Média rentabilidade do patrimônio líquido médio 2003 últ. 3 anos	MRPM33	9,2640	21,9820	20	14,5825	13,2678	20
Dividend Yield 2003	DY3	3,1350	2,7491	20	5,4815	5,1415	20
Média dividend yield 2003 últ. 3 anos	MDY33	6,0880	7,7674	20	7,6555	4,8898	20
Pay Out Ratio 2003	PYO3	27,2535	258,2231	20	47,5580	63,8612	20
Média Pay Out Ratio últ 3 anos	MPYO33	71,6945	179,5714	20	549,7195	2257,9577	20
Margem líquida 2003	ML3	54,8350	189,3676	20	6,1860	5,0249	20
Média margem líquida 2003 últ. 3 anos	MML33	11,0455	34,5815	20	4,6765	6,1651	20
Lucro por ação 2003	LPA3	1,5670	1,8497	20	1,5800	1,7410	20
Média lucro por ação 2003 últ. 3 anos	MLPA33	,3900	3,3529	20	,6800	1,5169	20

Varição do lucro por ação 2003	VLPA3	474,2240	1577,8829	20	3092,1795	12472,8492	20
Média variação do lucro por ação 2003 últ. 3 anos	MVLPA33	-56,1795	930,0598	20	1466,5185	4655,4765	20
Exigível sobre o patrimônio líquido 2003	EPL3	258,7610	299,2643	20	318,1770	469,9487	20
Média exigível sobre o patrimônio líquido 2003 últ. 3 anos	MEPL33	276,0600	345,5348	20	1655,5745	6285,6772	20
Liquidez geral 2003	LG3	,9570	,7515	20	1,0965	,4891	20
Média liquidez geral 2003 últ. 3 anos	MLG33	,8945	,6114	20	1,0840	,4722	20
Beta 2003 60 meses	BETA360	,6645	,3589	20	,5875	,1837	20
Beta 2003 12 meses	BETA312	,5205	,8296	20	,3135	,6371	20
Média Beta 2003 12 meses últ. 3 anos	MBT3123	,6055	,4464	20	,4565	,2697	20

Elaboração própria

Observando os quadros, é possível identificar que a amostra para a função discriminante de 2004 possui 65 casos, sendo 20 classificados como grupo 0 e 20 classificados como grupo 1. Além disso, é possível identificar a média de cada variável independente a dados de 2003, bem como seu desvio padrão, devidamente separados por grupos.

#### 4.4.2 Escolha das variáveis independentes

Observe os quadros com o nível de significância para cada variável independente.

Teste de igualdade para as médias de cada grupo

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.	Sig Jaque Bera	Normalidade
IFR35	,980	,787	1	38	,38050	9.8e-06	NÃO
STK35	,903	4,062	1	38	,05097	6.5e-13	NÃO
MOM35	,881	5,112	1	38	,02956	8.5e-28	NÃO
OMM35	,961	1,552	1	38	,22047	3.7e-18	NÃO
PL3	,999	,031	1	38	,86023	0	NÃO
MPL35	,986	,535	1	38	,46919	0	NÃO
RPM3	,916	3,470	1	38	,07023	4.0e-87	NÃO
MRPM35	,978	,858	1	38	,36010	3.5e-06	NÃO
DY3	,921	3,240	1	38	,07982	1.5e-05	NÃO
MDY35	,985	,583	1	38	,44973	1.6e-86	NÃO
PYO3	,997	,117	1	38	,73471	0	NÃO
MPYO33	,977	,891	1	38	,35123	0	NÃO
ML3	,966	1,319	1	38	,25794	0	NÃO
MML33	,983	,658	1	38	,42249	0	NÃO
LPA3	1,000	,001	1	38	,98186	1.4e-08	NÃO
MLPA33	,997	,124	1	38	,72648	0	NÃO
VLPA3	,978	,867	1	38	,35761	0	NÃO
MVLPA33	,949	2,057	1	38	,15964	0	NÃO
EPL3	,994	,227	1	38	,63615	8.0e-40	NÃO

MEPL33	,975	,960	1	38	,33328	0	NÃO
LG3	,987	,484	1	38	,49083	1.2e-57	NÃO
MLG33	,969	1,203	1	38	,27954	9.0e-29	NÃO
BETA360	,981	,729	1	38	,39840	.5201	SIM
BETA312	,980	,783	1	38	,38170	.7439	SIM
MBT3123	,959	1,632	1	38	,20913	.2986	SIM

Elaboração própria

Observando o quadro acima, pode-se identificar que as únicas variáveis que se distribuem normalmente são: o beta de 60 meses de 2003, o beta de 12 meses de 2003 e a média em 2003 dos últimos três anos do beta de 12 meses (para a observação da normalidade foi utilizado o nível de significância da estatística Jaque-Bera).

Já a coluna “Sig.” fornece o nível de significância do teste de hipótese de igualdade entre as médias dos grupos para cada variável independente, ou seja, para o IFR de 2003 dos últimos cinco anos há uma probabilidade de aproximadamente 38% de se rejeitar a hipótese de igualdade entre as médias do grupo 1 e do grupo 2 sendo essa hipótese verdadeira. Logo níveis de significância mais baixos têm maiores probabilidades de terem as médias por grupos diferentes, algo que é requerido pela análise discriminante.

Agora, observe a tabela de resultados, utilizando todas as variáveis:

#### Resultados Classificados

		Membros por Grupos Previstos		Total	
	Dummy Rent/Vol 2004	0	1		
<b>Contagem Original</b>		0	19	1	20
		1	1	19	20
	Casos sem Classificação		14	11	25
%		0	95,0	5,0	100,0
		1	5,0	95,0	100,0
	Casos sem Classificação		56,0	44,0	100,0
<b>Cross- validated</b>	<b>Contagem</b>	0	10	10	20
		1	8	12	20
	%	0	50,0	50,0	100,0
		1	40,0	60,0	100,0

a *Cross validation* (validação cruzada) é feita retirando o dado analisado da amostra e observando se, ainda assim, a amostra consegue classificá-lo corretamente.

b **95,0%** do agrupamento original foi classificado corretamente.

c **55,0%** do *cross-validated* agrupou os casos corretamente.

Observando os resultados, percebe-se que, utilizando todas variáveis (independentemente de haver multicolinearidade entre as variáveis, bem como desconsiderando a não normalidade de algumas variáveis) o modelo conseguiu classificar corretamente 95% dos casos originais, classificando erroneamente 2 casos – um caso do grupo 0 foi classificado como do grupo 1 e um caso do grupo 1 foi classificado como do grupo 0.

Contudo quando observamos o *cross-validation* (validação cruzada) o grau de precisão do modelo cai para 55%; indicando que algo deve ser corrigido no modelo, ou seja, devem-se buscar as variáveis mais significativas, não multicolineares e de preferência que sigam uma distribuição normal, para assim tentar aumentar o grau de precisão da validação cruzada (estatística de maior precisão quando se compara modelos de discriminação de uma mesma variável dependente).

Utilizando o *software* SPSS é possível ir retirando as variáveis menos discriminantes uma a uma e observar o quanto o grau de precisão do *cross validation* ficou mais ou menos aceitável. Sendo assim as variáveis que conseguiram aumentar o grau de precisão do modelo foram: STK35; MOM35; RPM3 e o DY3; todas variáveis significativas ao nível de 10%.

Entretanto, ainda assim, após a escolha das variáveis com maior capacidade de discriminação, é preciso observar o grau de multicolinearidade entre as variáveis escolhidas, algo que é de fácil observação através da matriz de correlação dessas variáveis. Observe essa matriz abaixo:

Matriz de correlação

Correlação	STK35	MOM35	RPM3	DY3
STK35	1,000	,525	,165	,174
MOM35	,525	1,000	,174	,025
RPM3	,165	,174	1,000	-,181
DY3	,174	,025	-,181	1,000

Elaboração própria

Observando a matriz de correlação, é possível identificar uma correlação média entre o MOM35 e o STK35 (0,525), contudo, retirando a variável de menor capacidade de discriminação do modelo, os resultados não foram satisfatórios, indicando que, para essa amostra, essas são as variáveis que devem permanecer no modelo.

#### 4.4.3 Coeficientes e Resultados da função de 2004

Após a escolha das variáveis que formarão o modelo, o *software* SPSS fornece os coeficientes da função discriminante linear, bem como seu ponto de corte (que devido ao tratamento estatístico dado pelo *software* sempre será igual a zero, pois os centróides dos grupos serão simétricos), além de fornecer uma tabela com os resultados dos *scores* discriminantes e a classificação prevista pela função escolhida (tabela a qual se encontra no apêndice 6).

Agora observe os coeficientes da função encontrada, seu grau de precisão e os centróides de cada grupo:

Coeficientes da função discriminante

	Coeficientes
STK35	,04048
MOM35	-,09854
RPM3	,01432
DY3	,08051
Constante	-3,27916

Centróides por grupo

0	-,803
1	,803

Resultados Classificados

		Membros por Grupos Previstos		Total
		0	1	
Dummy Rent/Vol 2004		0	1	
<b>Contagem Original</b>	0	13	7	20
	1	4	16	20
	Casos sem Classificação	5	20	25
<b>%</b>	0	65,0	35,0	100,0
	1	20,0	80,0	100,0
	Casos sem Classificação	20,0	80,0	100,0
<b>Cross-validated</b>	<b>Contagem</b>	0	7	20
		1	15	20
	<b>%</b>	0	35,0	100,0
		1	75,0	100,0

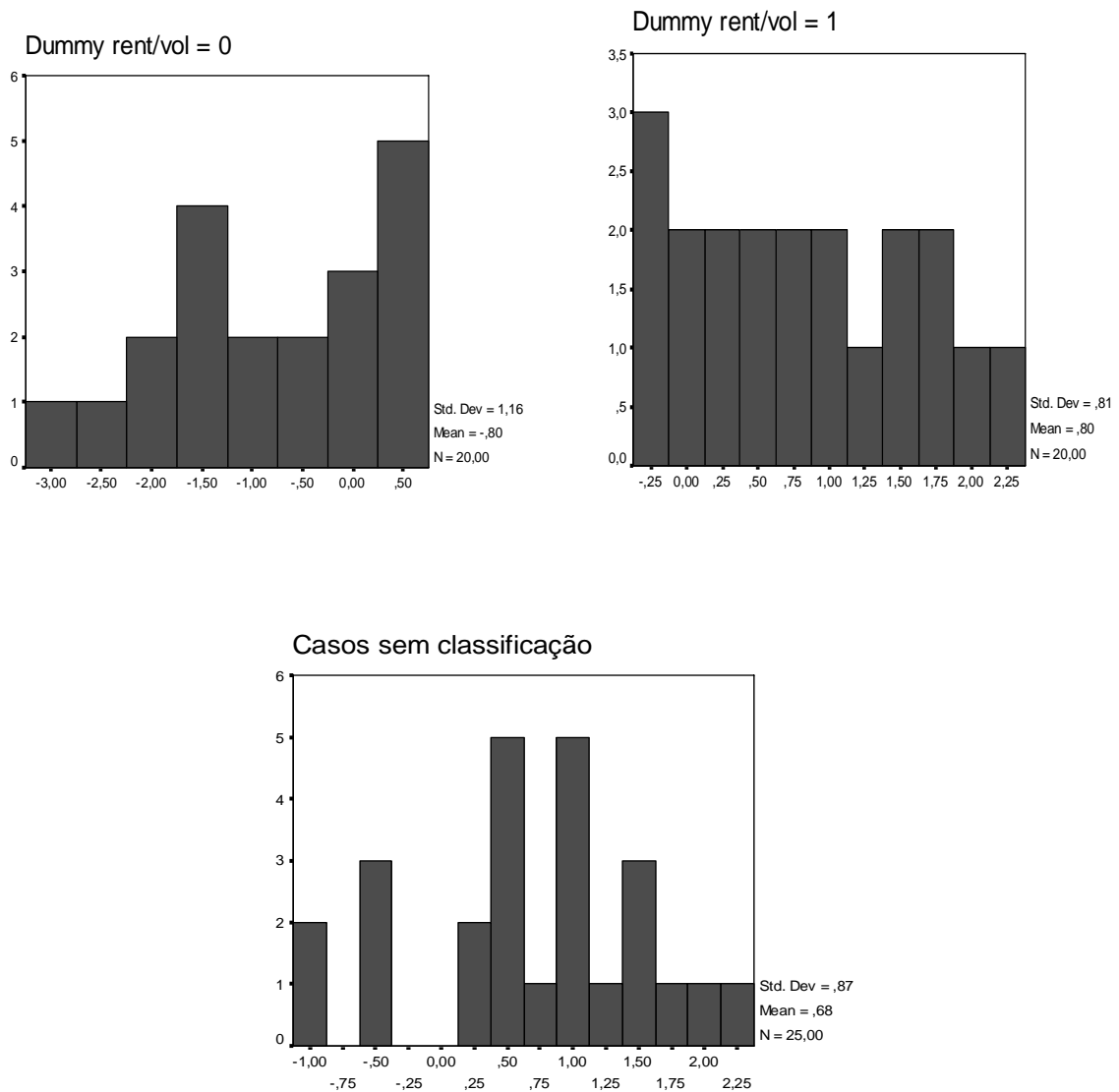
a *Cross validation* (validação cruzada) é feita retirando o dado analisado da amostra e observando se, ainda assim, a amostra consegue classificá-lo corretamente.

b **72,5%** do agrupamento original foi classificado corretamente.

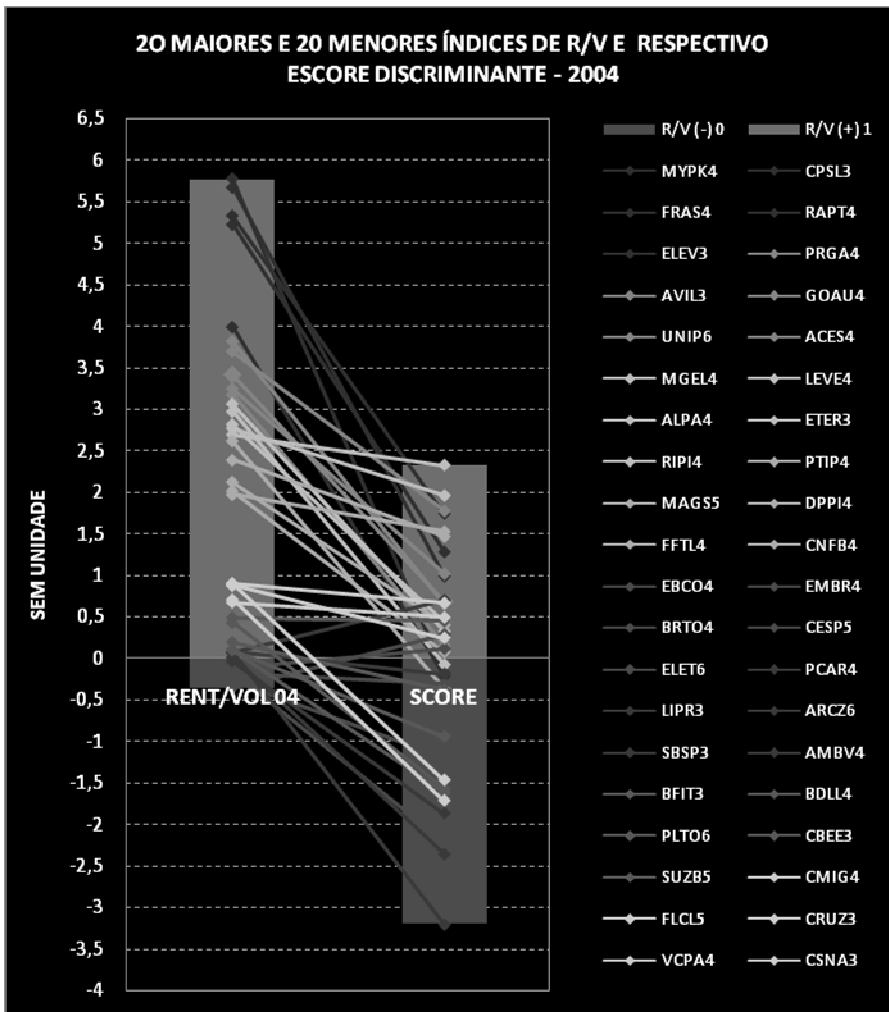
c **70,0%** do *cross-validated* agrupou os casos corretamente.

Observando os resultados, percebe-se que, utilizando as variáveis escolhidas o modelo conseguiu classificar corretamente 72,5% dos casos originais, e 70% dos casos através do *cross-validation*, número relativamente superior ao encontrado no modelo com todas variáveis. Além de que *scores* discriminantes menores do que zero indicam um ativo pertencente ao grupo 0 e *scores* discriminantes maiores do que zero indicam um ativo pertencente ao grupo 1.

Agora, observe a distribuição dos *scores* para cada grupo original (considerando apenas as classificações dadas, e não as previstas), bem como sua média (centróide) e desvio padrão:



Agora observe a relação entre a verdadeira rentabilidade sobre o risco e o *score* discriminante calculado pela função estimada:



Elaboração própria

Observando o gráfico, percebe-se a relação entre os verdadeiros índices de rentabilidade sobre volatilidade e seus respectivos *scores* discriminantes. Sendo que o gráfico foi construído usando uma escala de azul para os 20 maiores índices de rentabilidade sobre volatilidade e uma escala de vermelho para os 20 menores, logo à medida que as linhas azuis que conectam as colunas de RENT/VOL 04 e SCORE vão atingindo escalas menores de azul a verdadeira rentabilidade sobre volatilidade decresce, e à medida que as linhas vermelhas vão atingindo escalas maiores de vermelho, a verdadeira rentabilidade sobre volatilidade vai diminuindo. Além disso, a própria orientação das legendas indica quais os ativos de maior RENT/VOL 04, a saber: MYPK4 seguido por CPSL3; e os de menor RENT/VOL 04: EBCO4 seguido por EMBR4 e assim sucessivamente.



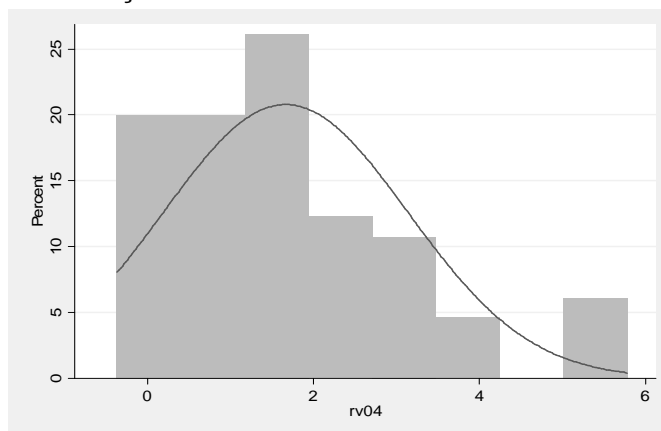
Também se observa que ativos localizados na parte vermelha da coluna RENT/VOL 04 têm rentabilidades sobre volatilidade negativas e que *scores* discriminantes localizados na parte vermelha da coluna SCORE são classificados como pertencentes ao grupo 0. Além disso, a amplitude das colunas indica a diferença entre o maior e o menor valor para cada escala dentro da amostra (a amostra inteira se encontra no apêndice 1).

Portanto assim foi construído o “termômetro de investimento”.

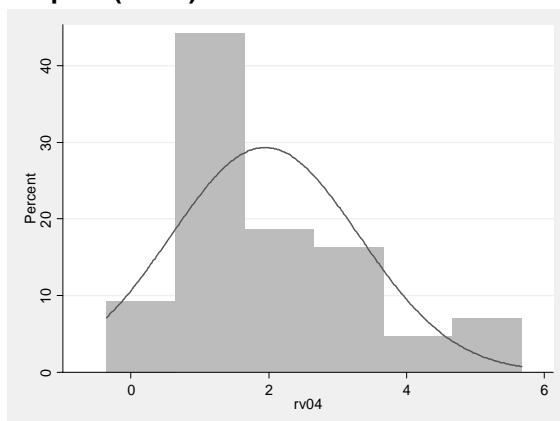
Porém, observando o gráfico, é fácil de perceber uma área de congestionamento, em torno dos centróides de cada grupo, o que nos leva a crer que: índices mais elevados de *scores* discriminantes têm maior probabilidade de pertencer ao grupo 1, enquanto índices mais negativos de *scores* discriminantes tem maior probabilidade de pertencer ao grupo 0.

Logo observe a distribuição percentual da rentabilidade sobre volatilidade dos *scores* discriminantes classificados como grupo 1 em comparação com a distribuição percentual da rentabilidade sobre volatilidade dos *scores* discriminantes classificados como grupo 0 para a amostra inteira:

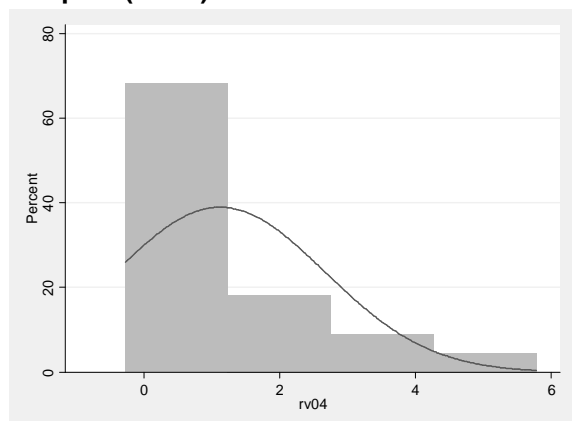
**Distribuição Percentual Ret/Vol 04 – Amostra inteira**



**Grupo 1 (SD>0)**



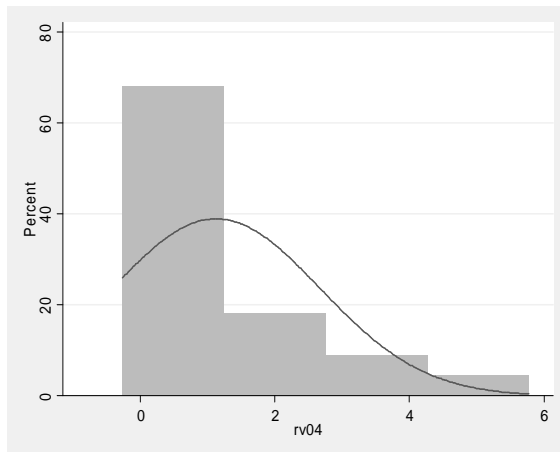
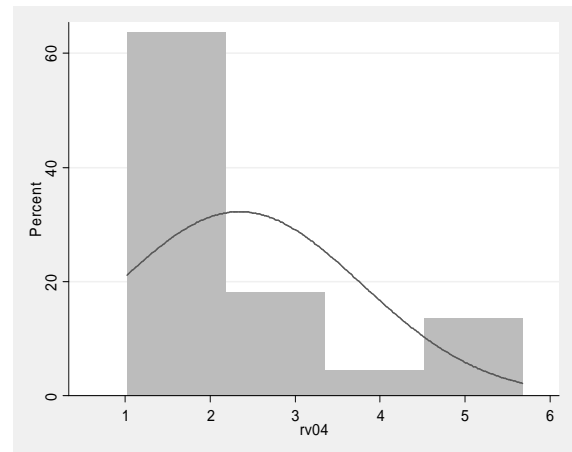
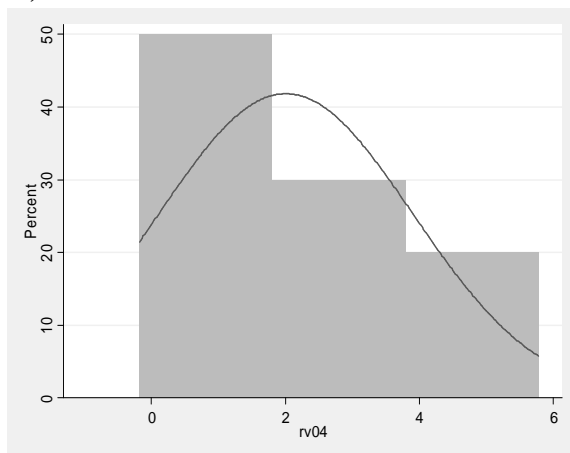
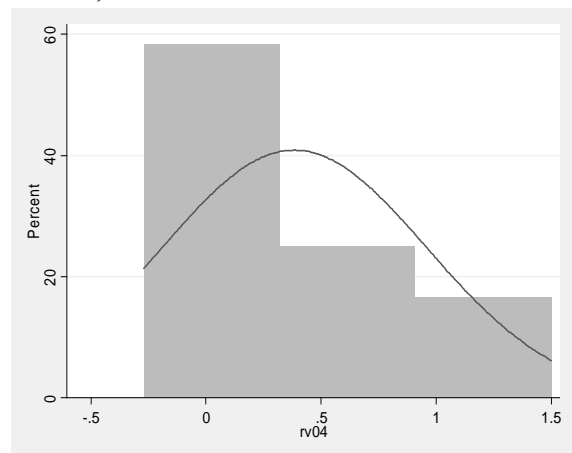
**Grupo 0 (SD<0)**



Observando os gráficos, nota-se que aproximadamente 25% da amostra se encontra na faixa de aproximadamente 1,5 a aproximadamente 2 rent/vol 04 (de acordo com o pico do primeiro gráfico) e extremos em aproximadamente -0,5 e aproximadamente 6.

Já, observando a distribuição percentual da “rent/vol 04” para *scores* discriminantes acima de zero, ou seja, ativos classificados como pertencentes ao grupo “1”, em comparação com a distribuição para ativos classificados como pertencentes ao grupo “0”, nota-se uma probabilidade de aproximadamente 45% de se escolher um ativo classificado como grupo “1” e ele ter ao final do período uma “rent/vol 04” na faixa de aproximadamente 1 a aproximadamente 2 (de acordo com o pico do histograma do grupo classificado como “1”) e uma probabilidade de aproximadamente 70% de se escolher um ativo classificado como “0” e ele ter ao final do período uma “rent/vol 04” na faixa de aproximadamente -0,5 a aproximadamente 1,5 (de acordo com o pico do histograma do grupo classificado como “0”). Logo, nota-se uma maior chance de se escolher ativos classificados como “1” e ter ao final do período uma “rent/vol 04” relativamente maior do que outros ativos.

Contudo, apenas de posse dessa informação, a probabilidade de altos retornos de baixo risco se torna mais difusa ao longo da amostra, sendo necessário um processo investigativo mais profundo, a fim de que se possa encontrar uma área do “termômetro de investimento” que forneça maior probabilidade de altos retornos de baixo risco. Para tal, observe os gráficos abaixo, os quais foram divididos em quartis do “termômetro de investimento” e plotaram suas respectivas distribuições de “rent/vol 04”, ou seja, dividiram-se os *scores* discriminantes nos seguintes intervalos: acima de zero e abaixo do centróide do grupo “1” ( $0 < SD < 0,803$ ); acima do centróide do grupo 1 ( $SD > 0,803$ ); abaixo de zero e acima do centróide do grupo “0” ( $-0,803 < SD < 0$ ); e abaixo do centróide do grupo 0 ( $SD < -0,803$ ).

**$0 < SD < 0,803$**  **$SD > 0,803$**  **$-0,803 < SD < 0$**  **$SD < -0,803$** 

Observando os gráficos, nota-se nitidamente que *scores* discriminantes acima do centróide do grupo 1 ( $SD > 0,803$ ) fornecem uma maior probabilidade de altos retornos de baixo risco, pois em relação aos outros gráficos é o que fornece o histograma mais deslocado para a parte positiva do eixo das abscissas (mais deslocado para a direita) com o pico demonstrando uma probabilidade de aproximadamente 60% de se escolher um ativo com *score* discriminante acima de 0,803 e ele apresentar ao final do período uma “rent/vol 04” na faixa de aproximadamente 1 a aproximadamente 2,2. O mesmo raciocínio é válido para *scores* discriminantes abaixo do centróide do grupo “0” ( $SD < -0,803$ ), fornecendo uma maior probabilidade de baixos retornos de baixo risco, como pode se ver pelo histograma mais deslocado para a parte negativa do eixo das abscissas (mais deslocado para a esquerda) com o pico demonstrando uma probabilidade de aproximadamente 60% de se escolher um ativo com *score* discriminante abaixo de -0,803 e ele apresentar ao final do período uma “rent/vol 04” na faixa de aproximadamente -0,3 a aproximadamente 0,4.

Já, observando os gráficos de histograma dos *scores* discriminantes entre os centróides dos grupos ( $0 < SD < 0,803$  e  $-0,803 < SD < 0$ ), nota-se uma distribuição semelhante, não fornecendo uma discrepância notável, logo, isso pode indicar uma indecisão do modelo no somatório dessas áreas ( $-0,803 < SD < 0,803$ ), algo que pode ser identificado como uma área de penumbra, em semelhança a área de penumbra desenvolvida por Kanits em seu termômetro de insolvência.

#### 4.5 Coeficientes e Resultados da função de 2005

Observe os coeficientes da função encontrada e os centróides de cada grupo:

Coeficientes da função discriminante

	Coeficientes
PYO4	,01389
MEPL43	,00161
MBT4123	1,27006
Constante	-1,97755

Centróides por grupo

0	-,567
1	,567

Nota-se que as variáveis que discriminaram com maior precisão os ativos do grupo 1 em relação aos ativos do grupo 0 em 2005 já não são as mesmas de 2004, o que indica que o modelo anterior pode não funcionar em 2005. As variáveis escolhidas para 2005 foram o *pay out ratio* do final de 2004, a média de 2004 dos últimos três anos do exigível sobre o patrimônio líquido e a média de 2004 dos últimos três anos do beta de 12 meses do último dia útil do ano.

A seguir são apresentados o grau de precisão da função discriminante e o seu respectivo termômetro:

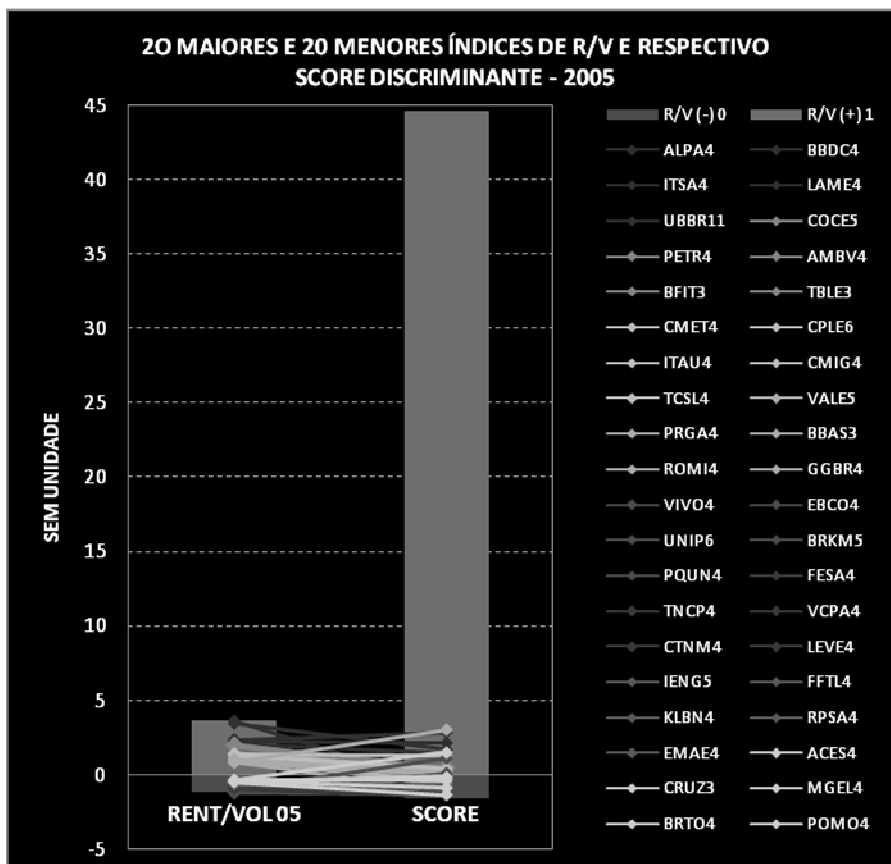
## Resultados Classificados

		Membros por Grupos Previstos		Total
Dummy Rent/Vol 2005		0	1	
<b>Contagem Original</b>	0	17	3	20
	1	7	13	20
Casos sem Classificação		22	19	41
<b>%</b>	0	85,0	15,0	100,0
	1	35,0	65,0	100,0
Casos sem Classificação		53,7	46,3	100,0
<b>Cross-validated</b>	<b>Contagem</b>	0	15	20
		1	8	20
	<b>%</b>	0	75,0	100,0
		1	40,0	100,0

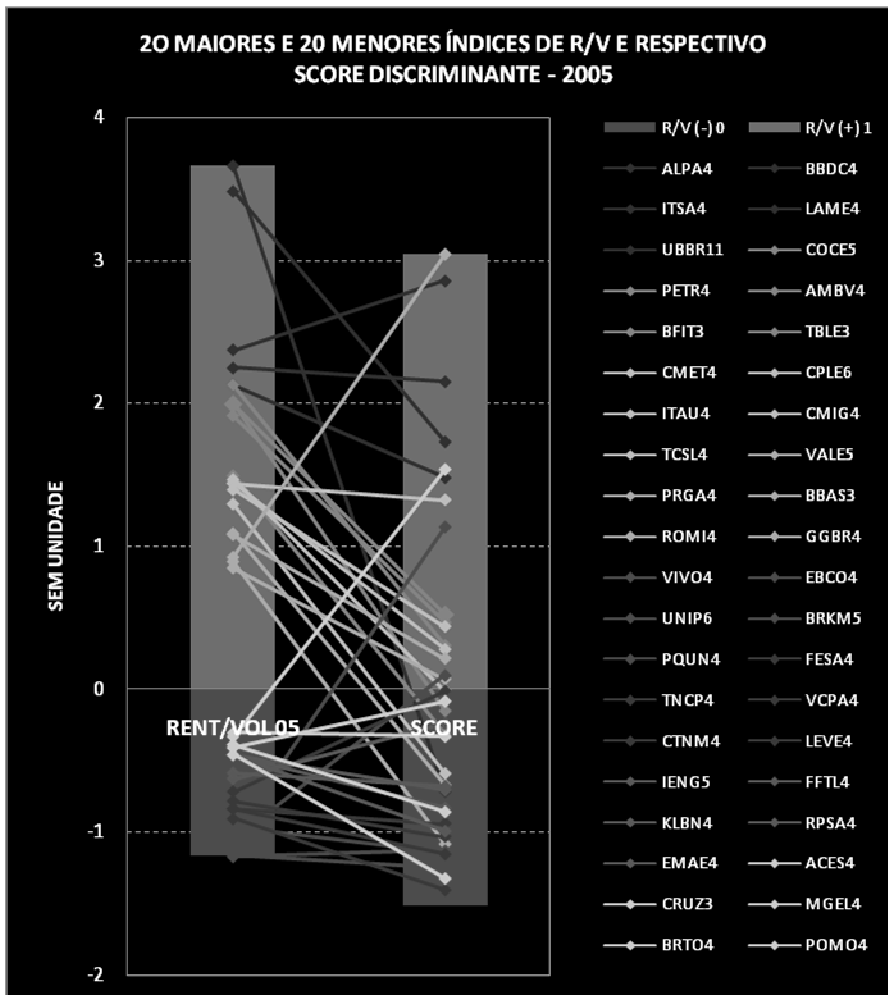
a *Cross validation* (validação cruzada) é feita retirando o dado analisado da amostra e observando se, ainda assim, a amostra consegue classificá-lo corretamente.

b **75,0%** do agrupamento original foi classificado corretamente.

c **67,5%** do *cross-validated* agrupou os casos corretamente.



Observando o gráfico, nota-se um *outlier*, ou seja, um dado aberrante, porém como esse dado não entrou na estimação da função, devido a fazer parte dos casos sem classificação, ele não influenciou na estimação da função discriminante, observe o gráfico excluindo esse dado:



Mais uma vez, observa-se uma área de congestão em torno dos centróides de cada grupo, porém nesse gráfico a congestão é muito menor de dados do grupo 0 próximos aos centróides do grupo 1, o que gera uma maior probabilidade de *score* acima de zero classificarem corretamente integrantes do grupo 1. Isso também pode ser observado no quadro dos resultados da classificação em que apenas três membros do grupo 0 foram classificados como pertencentes ao grupo 1, enquanto sete membros do grupo 1 foram classificados como integrantes do grupo 0.

#### 4.6 Coeficientes e Resultados da função de 2006

Observe os coeficientes da função encontrada e os centróides de cada grupo:

Coeficientes da função discriminante

	Coeficientes
RPM5	,00677
MDY53	,11614
ML5	,09342
VLPA5	,00045
Constante	-1,19491

Centróides por grupo

0	-,619
1	,619

Nota-se que as variáveis que discriminaram com maior precisão os ativos do grupo 1 em relação aos ativos do grupo 0 em 2006 já não as mesmas de 2005, o que indica que o modelo anterior pode não funcionar em 2006. As variáveis escolhidas para 2006 foram a rentabilidade sobre patrimônio líquido médio do final do ano de 2005, a média de 2005 dos últimos três anos do *dividend yield*, a margem líquida de 2005 e variação do lucro por ação de 2005.

Observe que a rentabilidade sobre o patrimônio líquido médio entrou tanto no modelo de 2004 quanto no de 2006, bem como o *dividend yield*, porém em 2006 entrou a média do *dividend yield*, enquanto em 2004 essa variável entrou pura. Logo, é possível que o modelo de 2004 forneça uma boa estimação para 2006.

A seguir são apresentados o grau de precisão da função discriminante e o seu respectivo termômetro:

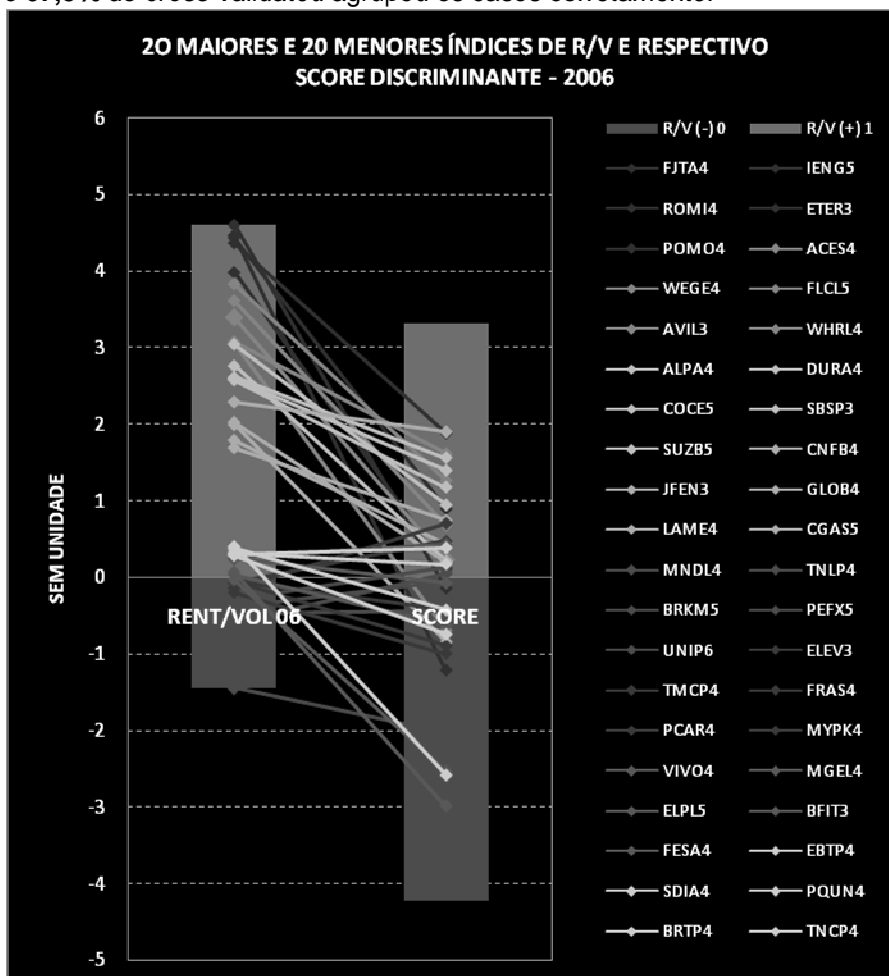
## Resultados Classificados

		Membros por Grupos Previstos		Total
		0	1	
Dummy Rent/Vol 2005		0	1	
<b>Contagem Original</b>	0	13	7	20
	1	4	16	20
Casos sem Classificação		13	28	41
<b>%</b>	0	65,0	35,0	100,0
	1	20,0	80,0	100,0
Casos sem Classificação		31,7	68,3	100,0
<b>Cross-validated</b>	<b>Contagem</b>			
	0	12	8	20
	1	5	15	20
	<b>%</b>			
0	60,0	40,0	100,0	
1	25,0	75,0	100,0	

a *Cross validation* (validação cruzada) é feita retirando o dado analisado da amostra e observando se, ainda assim, a amostra consegue classificá-lo corretamente.

b **72,5%** do agrupamento original foi classificado corretamente.

c **67,5%** do *cross-validated* agrupou os casos corretamente.





Observa-se nesse gráfico, que nenhuma das 20 maiores RENT/VOL 06 foram classificadas como o maior *score* discriminante, bem como nenhuma das 20 menores RENT/VOL 06 foram classificadas como o menor *score* discriminante, o que nos leva a crer que a escolha por *scores* muito afastados dos centróides dos respectivos grupos (algo em torno de um afastamento superior a dois desvios padrões) geram classificações errôneas, em semelhança àquele *outlier* da função estimada para 2005.

#### ***4.7 Coeficientes e Resultados da função de 2007***

Observe os coeficientes da função encontrada e os centróides de cada grupo:

Coeficientes da função discriminante

	Coeficientes
OMM65	-,076
LG6	,618
Constante	-,378

Centróides por grupo

0	-,305
1	,305

Nota-se que as variáveis que discriminaram com maior precisão os ativos do grupo 1 em relação aos ativos do grupo 0 em 2007 já não as mesmas de 2006, o que indica que o modelo anterior pode não funcionar em 2007. As variáveis escolhidas para 2007 foram o oscilador de média móvel de 2006 com média de curto prazo das cotações anualizadas dos últimos dois anos e média de longo prazo das cotações anualizadas dos últimos cinco anos, e a liquidez geral do final do ano de 2006 (ambas significantes ao nível de 23%).

A seguir são apresentados o grau de precisão da função discriminante e o seu respectivo termômetro:

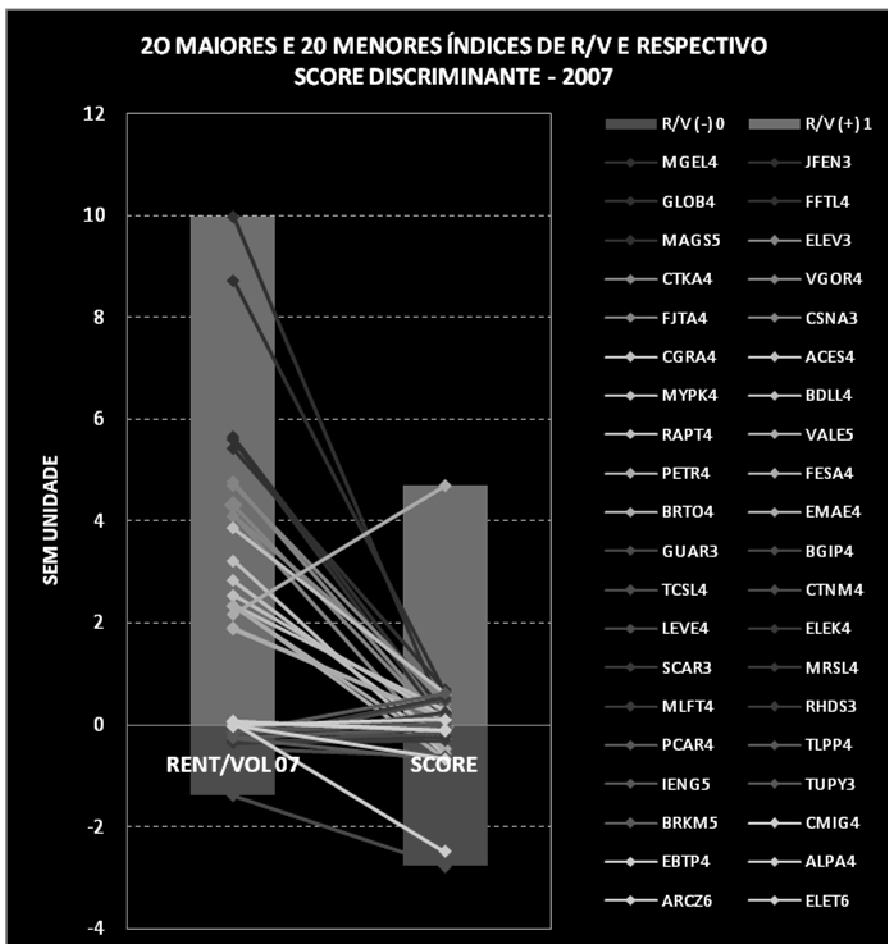
## Resultados Classificados

		Membros por Grupos Previstos		Total
		0	1	
Dummy Rent/Vol 2005		0	1	
<b>Contagem Original</b>	0	12	8	20
	1	8	12	20
Casos sem Classificação		28	29	57
<b>%</b>	0	60,0	40,0	100,0
	1	40,0	60,0	100,0
Casos sem Classificação		49,1	50,9	100,0
<b>Cross-validated</b>	<b>Contagem</b>			
	0	12	8	20
	1	8	12	20
	<b>%</b>			
	0	60,0	40,0	100,0
	1	40,0	60,0	100,0

a *Cross validation* (validação cruzada) é feita retirando o dado analisado da amostra e observando se, ainda assim, a amostra consegue classificá-lo corretamente.

b **60,0%** do agrupamento original foi classificado corretamente.

c **60,0%** do *cross-validated* agrupou os casos corretamente.



Mais uma vez observa-se um congestionamento acentuado em torno dos centróides de cada grupo, e como os centróides são muito próximos, existe uma grande probabilidade de *scores* abaixo de zero representarem ações do grupo 1. Contudo isso pode ser explicado pelo comportamento atípico do mercado de capitais brasileiro durante o ano de 2007, em que poucas ações tiveram uma rentabilidade baixa, algo que se pode observar na grande concentração do grupo zero em torno da “RENT/VOL 07” igual a zero, bem como pelo baixo grau de eficiência dessa função 60% e pelo elevado nível de significância das variáveis escolhidas, em torno de 23%.

## CAPÍTULO 5: RESULTADOS DAS FUNÇÕES AO LONGO DO TEMPO

De acordo com o objetivo de formar uma carteira de ações com relativa probabilidade de retornos de baixo risco, as funções calculadas só serão consideradas eficientes na medida em que consigam discriminar previamente as ações com maior probabilidade de retornos de baixo risco, algo que só pode ser mensurado pelo desempenho daquelas funções ao longo do tempo.

### 5.1 Resultados com o uso da função de 2004

Observe o quadro abaixo, o qual traz a eficiência da função de 2004 em classificar as 20 maiores e as 20 menores rentabilidades sobre volatilidade ao longo do tempo:

20 05	Resultados da Classificação 2005				
	Discriminação alta(1) baixa(0) rent/vol últimos 5 anos	Membros por Grupos Previstos		Total	
		0	1		
	Contagem original	0	11	9	20
		1	8	12	20
	Casos sem classificação*		19	22	41
				n obs:	81
				Probabilidade de um erro** na classificação 1:	72,09%
				Probabilidade de um erro na classificação 1 ser 0:	<b>20,93%</b>
				Probabilidade de um erro** na classificação 1 ser um caso sem classificação:	51,16%
				Erros***:	17
				Acertos***:	23
				Eficiência***:	<b>57,50%</b>

20 06	Resultados da Classificação 2006				
	Discriminação alta(1) baixa(0) rent/vol últimos 5 anos	Membros por Grupos Previstos		Total	
		0	1		
	Contagem original	0	12	8	20
		1	8	12	20
	Casos sem classificação*		21	20	41
				n obs:	81
				Probabilidade de um erro** na classificação 1:	70,00%
				Probabilidade de um erro na classificação 1 ser 0:	<b>20,00%</b>
				Probabilidade de um erro** na classificação 1 ser um caso sem classificação:	50,00%
				Erros***:	16
				Acertos***:	24
				Eficiência***:	<b>60,00%</b>
20 07	Resultados da Classificação 2007				
	Discriminação alta(1) baixa(0) rent/vol últimos 5 anos	Membros por Grupos Previstos		Total	
		0	1		
	Contagem original	0	18	2	20
		1	17	3	20
	Casos sem classificação*		35	22	57
				n obs:	97
				Probabilidade de um erro** na classificação 1:	88,89%
				Probabilidade de um erro na classificação 1 ser 0:	<b>7,41%</b>
				Probabilidade de um erro** na classificação 1 ser um caso sem classificação:	81,48%
				Erros***:	19
				Acertos***:	21
				Eficiência***:	<b>52,50%</b>

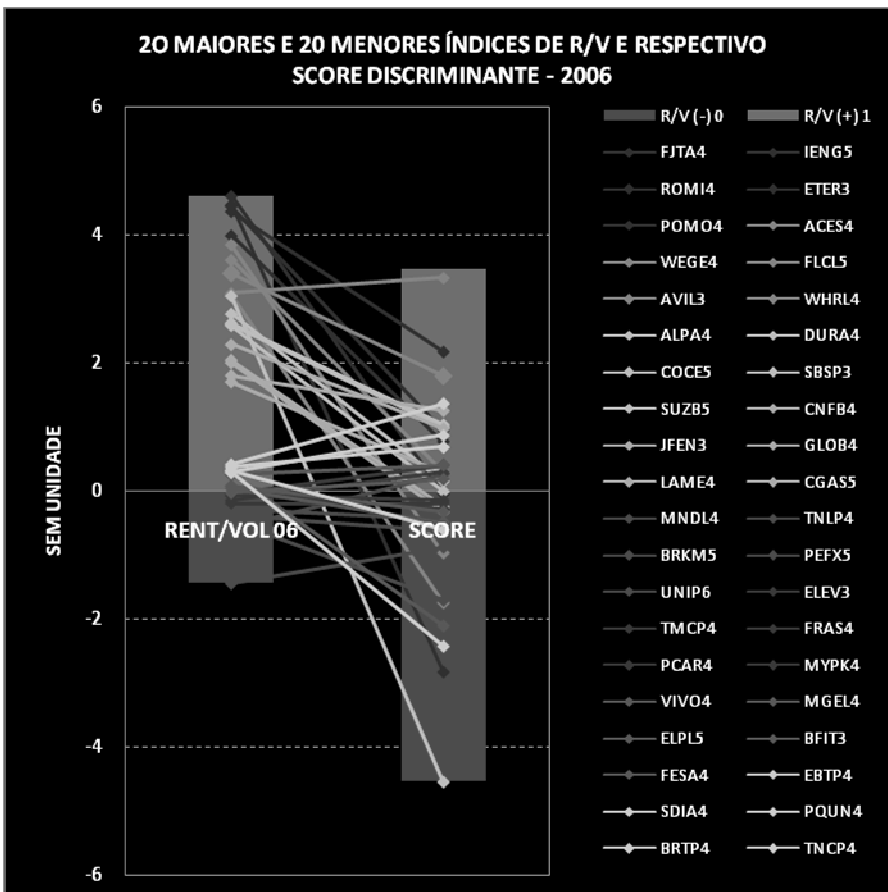
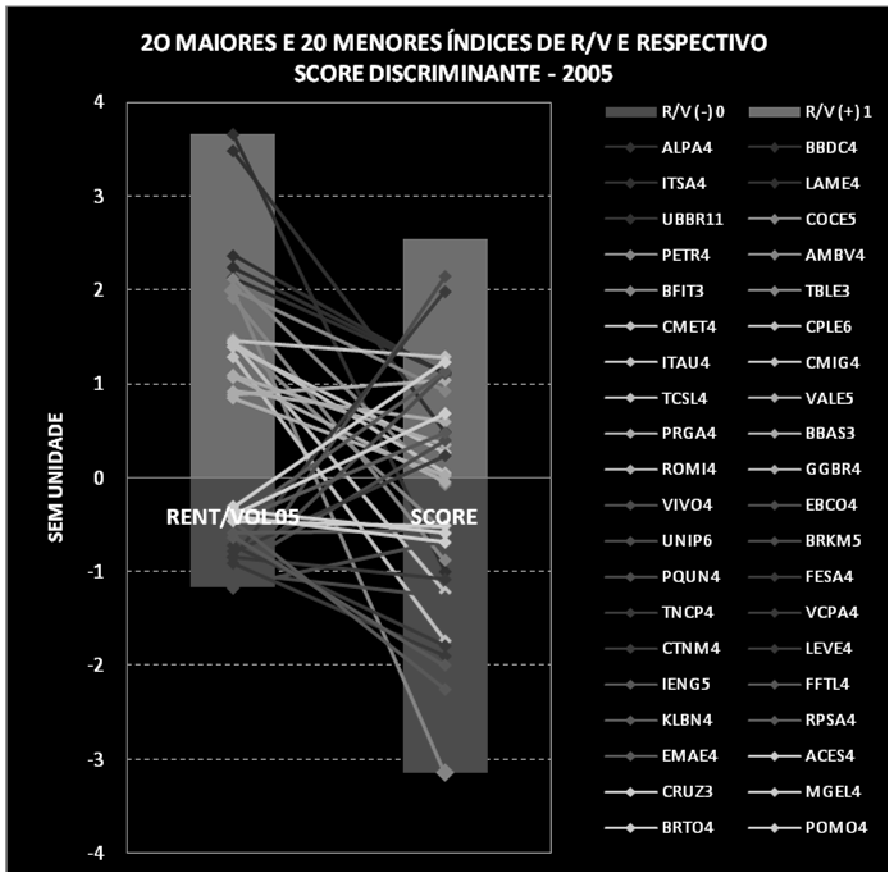
\*Casos não pertencentes as 20 maiores e nem as 20 menores rentabilidades sobre volatilidade do período observado

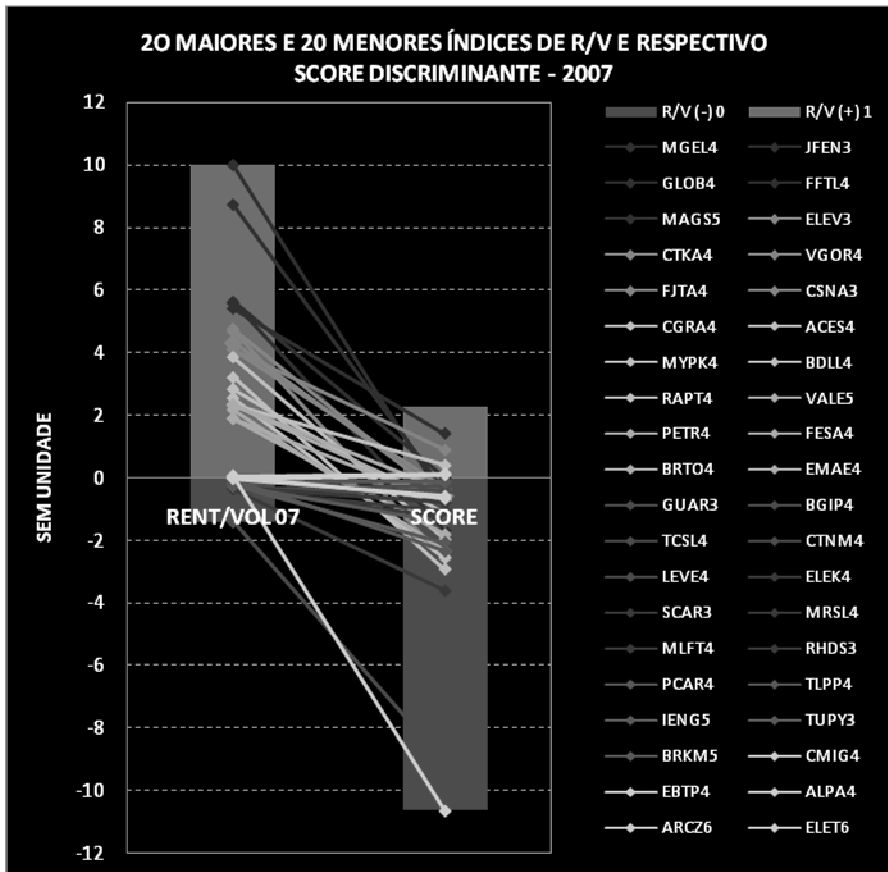
\*\* Considerando como um erro a classificação 1 para os casos sem classificação

\*\*\* Considerando apenas a amostra classificada, ou seja, as 20 maiores e 20 menores rentabilidade sobre volatilidade.

Observando os quadros, pode-se perceber que, utilizando a função de 2004, o grau de precisão do modelo foi de 57,50% em 2005; 60% em 2006 e 52,5% em 2007, o que gera uma média de eficiência para esses três anos de aproximadamente 56,67%.

Observe os termômetros formados para esses três anos com a função de 2004:





Observando os gráficos, nota-se uma boa probabilidade de se acertar na escolha da carteira a ser acompanhada quando se escolhe ativos com *score* discriminante acima do centróide do grupo 1 da amostra original, ou seja, ativos com *scores* discriminantes acima de 0,803; a não ser para o ano de 2005, em que escolher ativos com *scores* discriminantes acima de 0,803 gera uma grande probabilidade de se escolher um ativo pertencente ao grupo 0.

## 5.2 Resultados com o uso da função de 2005

Observe o quadro abaixo, o qual traz a eficiência da função de 2005 em classificar as 20 maiores e as 20 menores rentabilidades sobre volatilidade ao longo do tempo:

2006	Resultados da Classificação 2006				
	Discriminação alta(1) baixa(0) rent/vol últimos 5 anos	Membros por Grupos Previstos		Total	
		0	1		
	Contagem original	0	14	6	20
		1	14	6	20
	Casos sem classificação*		16	25	41
	n obs:			81	
	Probabilidade de um erro** na classificação 1:			83,78%	
	Probabilidade de um erro na classificação 1 ser 0:			<b>16,22%</b>	
	Probabilidade de um erro** na aposta 1 ser um caso sem classificação:			67,57%	
	Erros***:			20	
	Acertos***:			20	
	Eficiência***:			<b>50,00%</b>	
2007	Resultados da Classificação 2007				
	Discriminação alta(1) baixa(0) rent/vol últimos 5 anos	Membros por Grupos Previstos		Total	
		0	1		
	Contagem original	0	11	9	20
		1	17	3	20
	Casos sem classificação		33	24	57
	n obs:			97	
	Probabilidade de um erro** na classificação 1:			91,67%	
	Probabilidade de um erro na classificação 1 ser 0:			<b>25,00%</b>	
	Probabilidade de um erro** na classificação 1 ser um caso sem classificação:			66,67%	
	Erros***:			26	
	Acertos***:			14	
	Eficiência***:			<b>35,00%</b>	

\*Casos não pertencentes as 20 maiores e nem as 20 menores rentabilidades sobre volatilidade do período observado

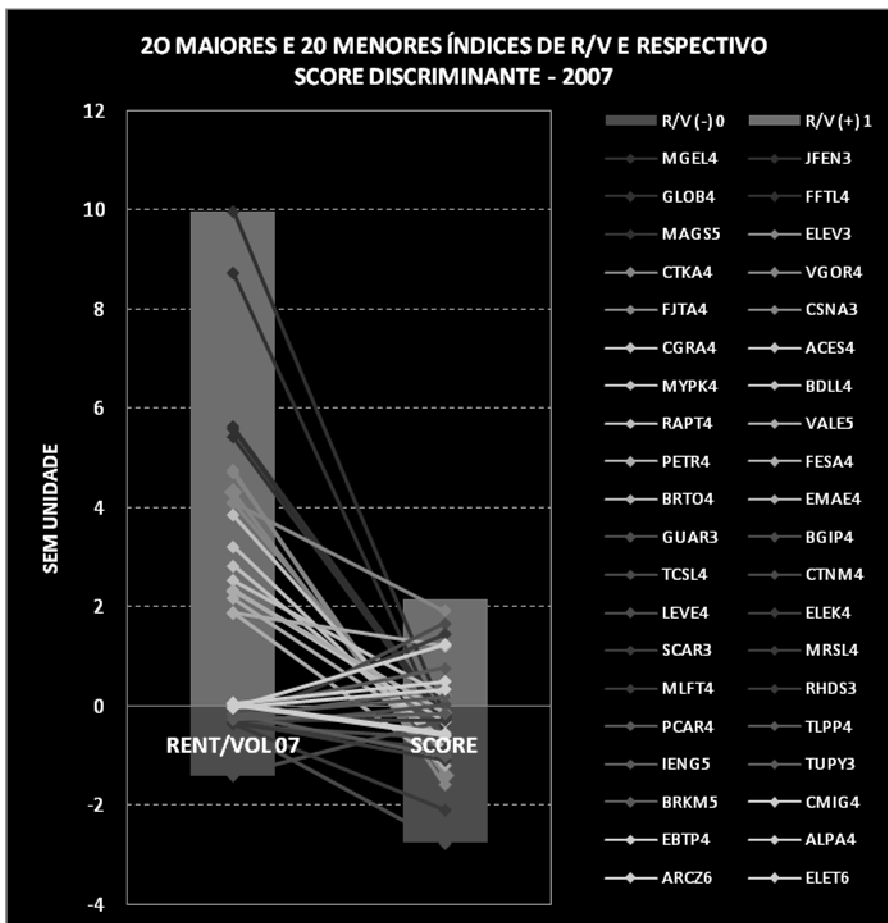
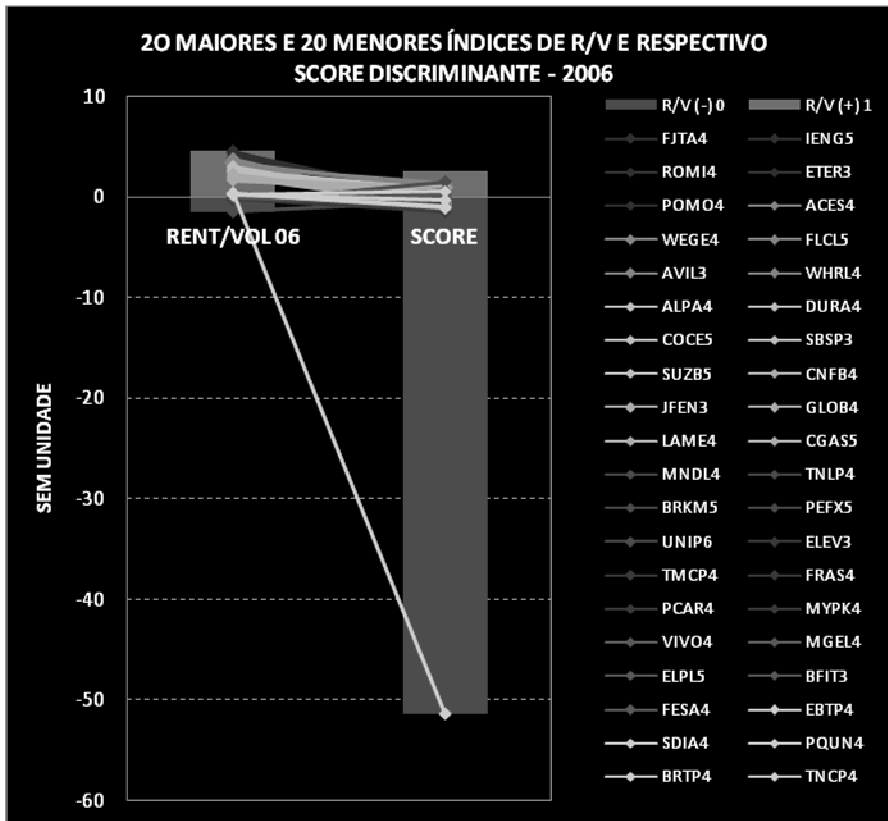
\*\* Considerando como um erro a classificação 1 para os casos sem classificação

\*\*\* Considerando apenas a amostra classificada, ou seja, as 20 maiores e 20 menores rentabilidade sobre volatilidade.

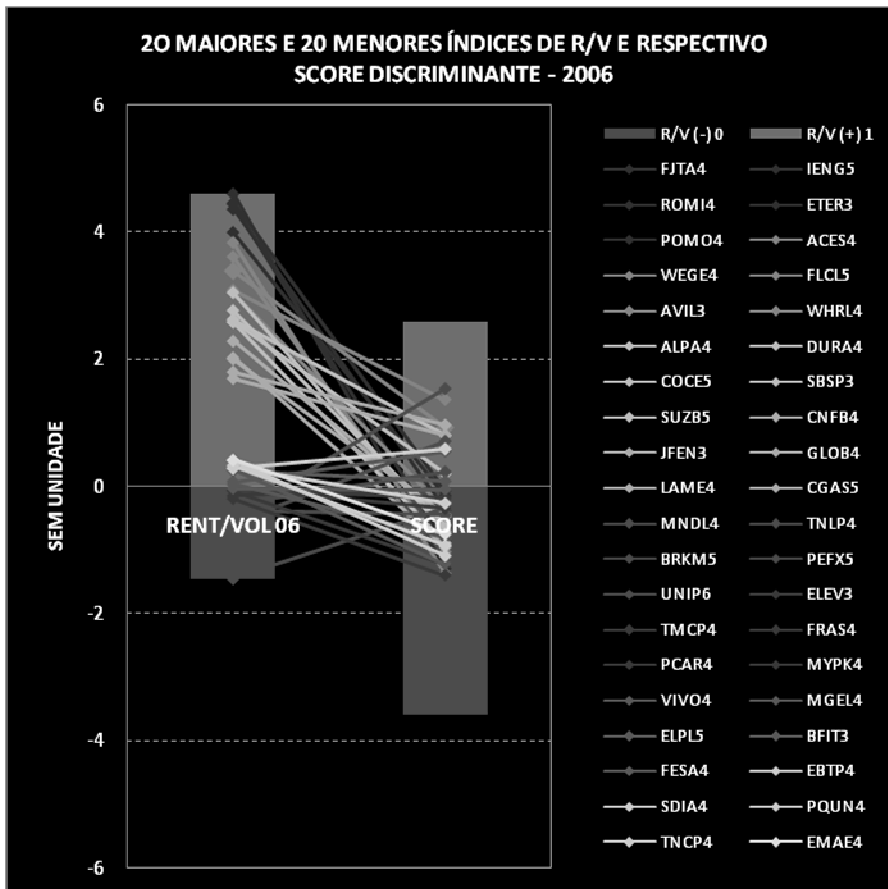
Observando os quadros, pode-se perceber que, utilizando a função de 2005, o grau de precisão do modelo foi de 50% em 2006 e 35% em 2007, o que gera uma média de eficiência para esses dois anos de 42,5%.

Observe os termômetros formados para esses dois anos com a função de 2005:





Nota-se um *outlier* em 2006 quando se utiliza a função de 2005, observe o gráfico excluindo esse dado:



Observando os gráficos, nota-se um baixo grau de precisão da função de 2005 ao longo do tempo, o que pode indicar que o ano de 2005 pode ser considerado um ano ruim para se estimar qualquer função, pois quando confrontamos os resultados da função de 2004 com os resultados de 2005, notamos uma nítida inferioridade do modelo de 2005, além de que o pior grau de precisão para o modelo de 2004 foi, justamente, o ano de 2005.

### 5.3 Resultados com o uso da função de 2006

Observe o quadro abaixo, o qual traz a eficiência da função de 2006 em classificar as 20 maiores e as 20 menores rentabilidades sobre volatilidade ao longo do tempo:

2007	Resultados da Classificação 2007			
	Discriminação alta(1) baixa(0) rent/vol últimos 5 anos	Membros por Grupos Previstos		Total
		0	1	
Contagem original	0	11	9	20
	1	8	12	20
Casos sem classificação		20	37	57
n obs:				97
Probabilidade de um erro** na classificação 1:				79,31%
Probabilidade de um erro na classificação 1 ser 0:				<b>15,52%</b>
Probabilidade de um erro** na classificação 1 ser um caso sem classificação:				63,79%
Erros***:				17
Acertos***:				23
Eficiência***:				<b>57,50%</b>

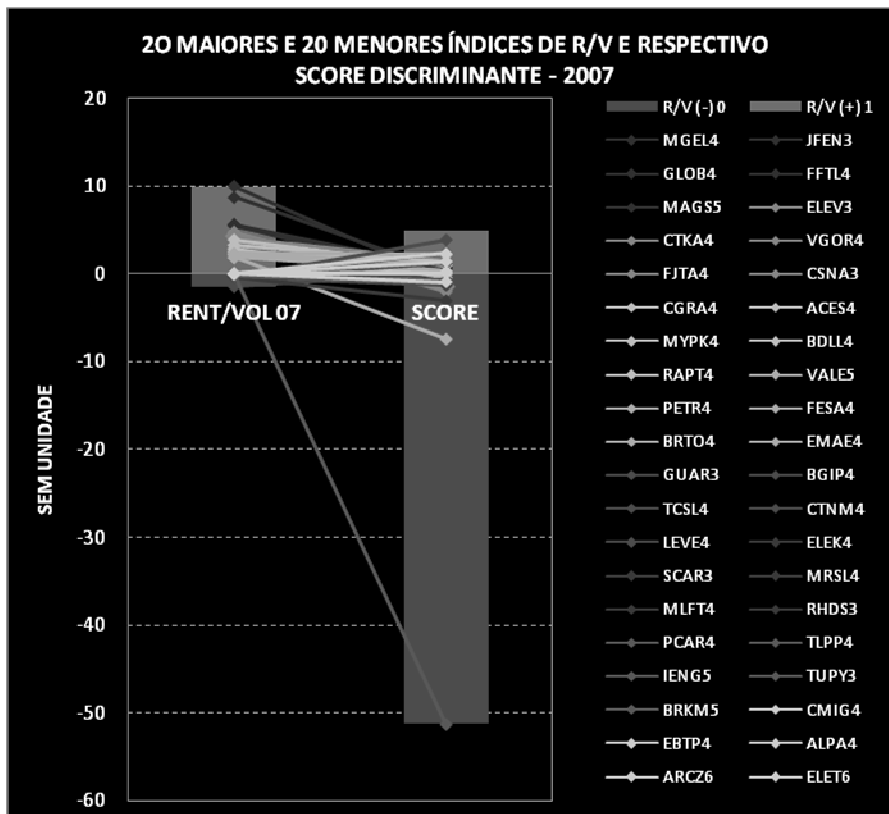
\*Casos não pertencentes as 20 maiores e nem as 20 menores rentabilidades sobre volatilidade do período observado

\*\* Considerando como um erro a classificação 1 para os casos sem classificação

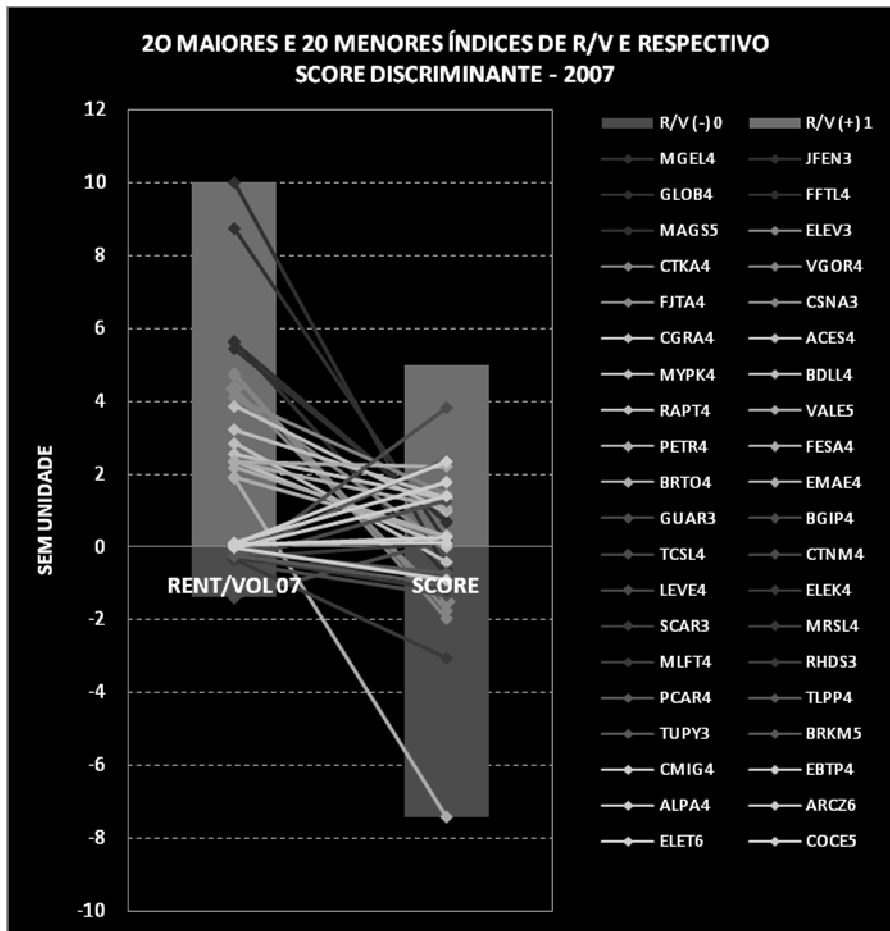
\*\*\* Considerando apenas a amostra classificada, ou seja, as 20 maiores e 20 menores rentabilidade sobre volatilidade.

Observando o quadro podemos notar que utilizando a função de 2006, obteve-se um grau de precisão de 57,50% em 2007.

Observe o termômetro formado para 2007 com a função de 2006:



Nota-se um *outlier* em 2007 quando se utiliza a função de 2006, observe o gráfico excluindo esse dado:



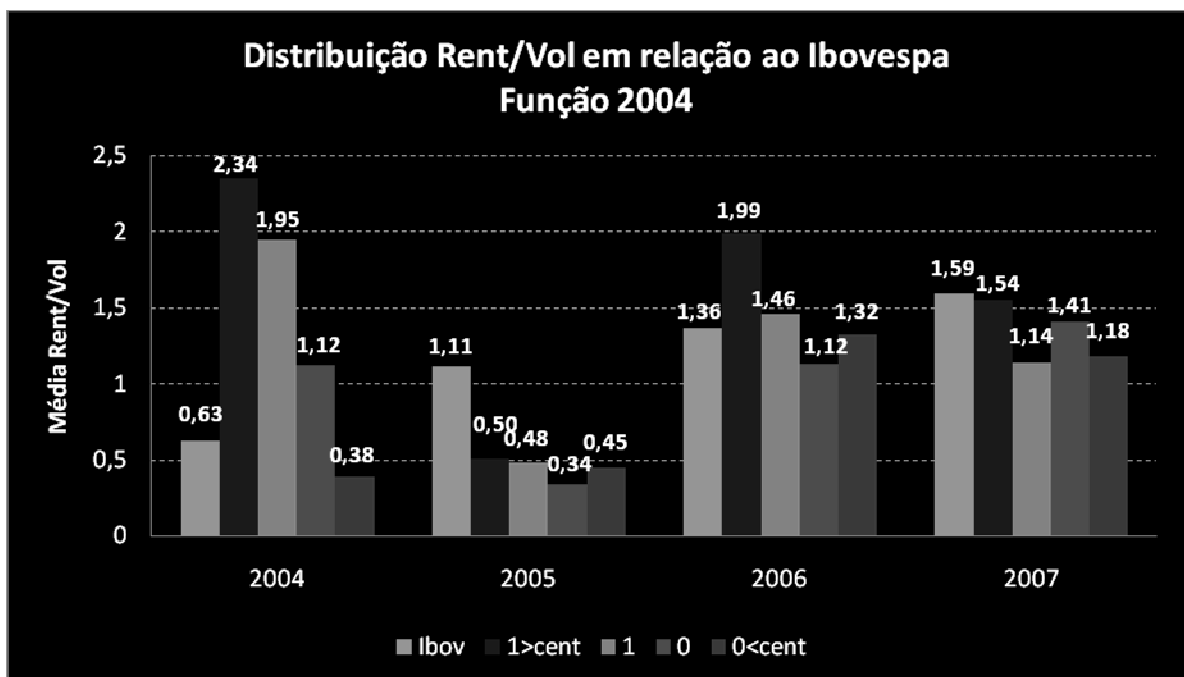
Observando o gráfico de 2007 utilizando a função de 2006, nota-se uma grande dificuldade em encontrar uma área de segurança para se aumentar as probabilidades de se escolher corretamente um ativo pertencente ao grupo 1. Contudo, ainda assim, o grau de precisão para 2007, utilizando a função de 2006 foi maior do que grau de precisão utilizando a função de 2004, a saber: 57,5% contra 52,5%; entretanto, enquanto a função de 2004 classificou 27 ativos como pertencentes ao grupo 1, a função de 2006 classificou 58, ou seja, um número 115% maior do que os classificados pela função de 2004.

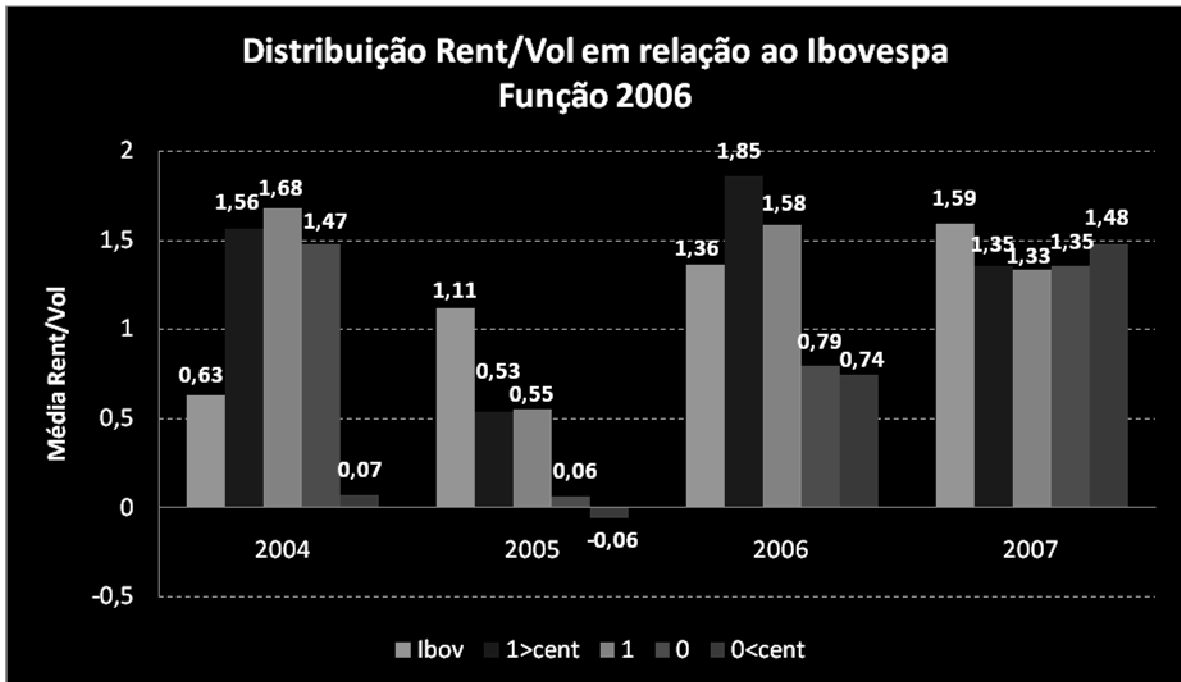
#### 5.4 Estimando a carteira a ser acompanhada em 2008

Como foi visto anteriormente, as funções com maior desempenho em classificar corretamente as 20 maiores e 20 menores “RENT/VOL” ao longo do tempo foram as de 2004 e de 2006 (porém a função de 2006 só teve um período posterior de teste, enquanto a de 2004 teve três períodos posteriores de teste), sendo que a média de acertos da função de 2004 para períodos posteriores foi de aproximadamente 56,67%, enquanto a de 2006 foi de 57,5%. Logo as duas tiveram uma eficiência muito próxima em prever corretamente os 20 ativos pertencentes ao grupo 1 e os 20 ativos pertencentes ao grupo 0.

Contudo, apenas acertar os membros pertencentes a cada grupo não indica se a carteira composta por ativos classificados previamente como pertencentes ao grupo 1 terá em média a maior “RENT/VOL” do período.

Portanto, com o intuito de prever os ativos com maior probabilidade de fechar o ano de 2008 dentre os de maior rentabilidade e de menor volatilidade, devemos escolher a função com maior eficiência ao longo do tempo, tanto em classificar corretamente as 20 maiores e 20 menores “RENT/VOL”, quanto em fornecer uma carteira com maior média “RENT/VOL” ao longo dos anos. Para tanto, observe os gráficos a seguir:





Elaboração própria

Observando os períodos de construção das funções (2004 e 2006) é pressuposto que ao longo do tempo os ativos com *scores* discriminantes acima do centróide do grupo 1 tenham em média uma maior “RENT/VOL” do que a média de todos os ativos classificados como pertencentes ao grupo 1 (*scores* discriminantes acima de zero), bem como que ativos com *scores* discriminantes abaixo do centróide do grupo 0 tenham em média uma menor “RENT/VOL” do que a média de todos os ativos classificados como pertencentes ao grupo 0. Porém observando os gráficos, nota-se que apenas no ano de construção dos modelos isso se manteve.

Em contrapartida, nota-se que, utilizando a função de 2004, os ativos com *scores* discriminantes acima do centróide do grupo 1 ( $SD > 0,803$  – observe o item 4.4.3) mantiveram uma média “RENT/VOL” acima da média de todos os ativos classificados como pertencentes ao grupo 1, bem como acima dos ativos classificados como grupo 0 e dos ativos com *scores* discriminantes abaixo do centróide do grupo 0; inclusive superando o Ibovespa no seu ano de construção (2004), bem como em 2006 e praticamente igualando o Ibovespa em 2007.

Já, utilizando a função de 2006, o mesmo não é observado, além de que a função de 2004 para *scores* discriminantes acima do centróide do grupo 1 ( $SD > 0,803$ ) obteve uma média superior a média da função de 2006 para *scores* discriminantes acima do centróide do grupo 1 ( $SD > 619$  – observe o item 4.6), inclusive no ano em que foi construída a função de 2006, a

saber: 1,99 contra 1,85. Sendo que a função de 2004 para *scores* discriminantes acima do centróide do grupo 1 apenas perdeu para a função de 2006 em 2005, período o qual não seria possível utilizar a função de 2006, pois a mesma ainda não fora construída.

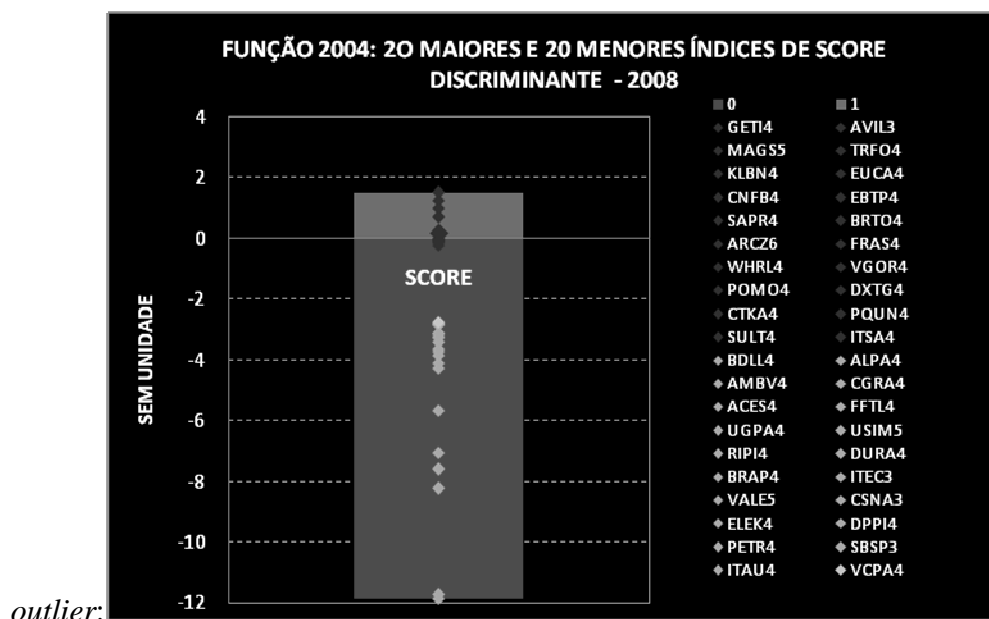
Logo, observando os gráficos nota-se a superioridade da função de 2004 sobre a de 2006, bem como que ativos com *scores* discriminantes acima do centróide do grupo 1 fornecem uma maior probabilidade de altos retornos de baixo risco.

Portanto, a função a ser utilizada para formar a carteira a ser acompanhada durante 2008 é função de 2004, além de que se deve procurar ativos com *scores* discriminantes acima de 0,803.

Observe os ativos classificados como integrantes do grupo 1 pela função de 2004 com dados de final de 2007:

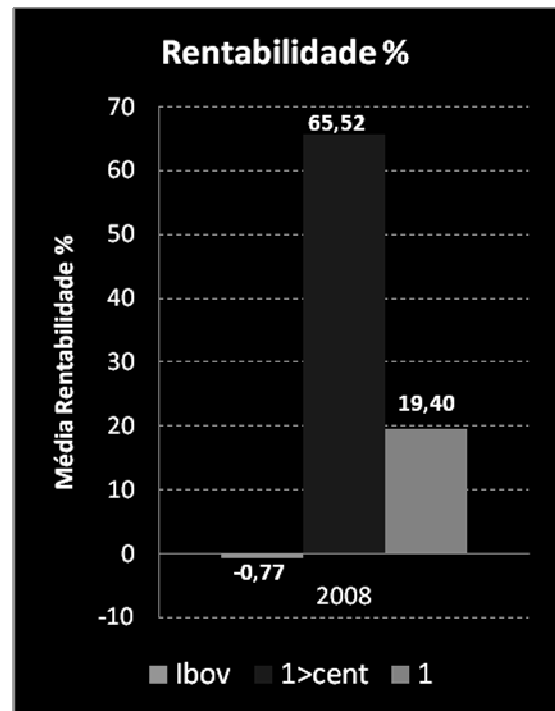
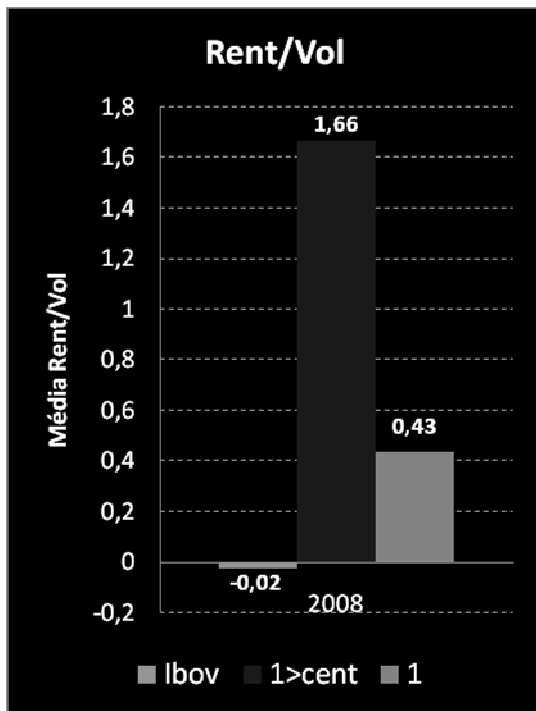
Empresa	Código na bolsa	Score discriminante
AES Tiete	GETI4	<b>1,531262</b>
Acos Vill	AVIL3	<b>1,239978</b>
Aracruz	ARCZ6	0,135594
Brasil Telec	BRTO4	0,1474
Confab	CNFB4	0,21418
Embratel Part	EBTP4	0,172267
Eucatex	EUCA4	0,215632
Fras-Le	FRAS4	0,132875
Klabin S/A	KLBN4	0,286893
Magnesita	MAGS5	<b>1,002578</b>
Sanepar	SAPR4	0,159487
Trafo	TRFO4	0,719725

Agora observe o termômetro de 2008 segundo a função de 2004, retirando-se um



Observando o gráfico e o quadro com as ações pertencentes ao grupo 1, podemos perceber que, segundo a função de 2004, apenas 12 ativos, de um universo de 101, são classificados como integrantes do grupo1 e apenas 3 ativos têm *scores* discriminantes acima do centróide do grupo1. Logo a carteira com maior probabilidade de altos retornos de baixo risco, segundo a função de 2004, é a composta por GETI4, AVIL3 e MAGS5.

E, para curiosidade do leitor, observe a performance dessas ações até 01/07/08:



Observando os gráficos notamos que os ativos classificados previamente como pertencentes ao grupo 1 superaram em larga escala o Ibovespa até 01/07/08, sendo que os ativos com *scores* discriminantes acima do centróide do grupo 1 tiveram um desempenho ainda mais surpreendente, contudo gostaria de ressaltar que o ano ainda não acabou, mas até o momento a função de 2004 conseguiu formar uma carteira satisfatória a ser acompanhada.

Além disso, gostaria de informar que o ativo MAGS5 passou a ser chamado de MAGG3 devido à adesão da empresa ao novo mercado da Bovespa.



## CAPÍTULO 6: CONCLUSÃO

O objetivo principal desse trabalho era encontrar uma função que auxiliasse os investidores a formar uma carteira a ser acompanhada durante o ano, para tal foi utilizado o ferramental estatístico da análise discriminante linear, a fim de desenvolver uma ferramenta que pudesse ser utilizada pelos mais diversos perfis de investidores.

Porém, após levar à exaustão as funções discriminantes lineares calculadas, podemos concluir que, apesar de a análise discriminante linear ser de enorme valia para diversos tipos de análise de dados, ela se torna frágil quando utilizada no mercado de capitais brasileiro, sendo que uma boa explicação para essa fragilidade está na não normalidade da maioria das variáveis utilizadas pelos analistas das mais diversas correntes, bem como pela possível aceitação da hipótese de mercados eficientes para a amostra testada, em que à medida que o mercado se torna mais eficiente, menos os modelos de previsão conseguirão auferir ganhos extraordinários.

Contudo, ainda assim, foi encontrada uma função com moderado grau de precisão, demonstrando que, apesar dela ser frágil, ajuda na formação de expectativas quanto ao desempenho futuro dos ativos.

Outro ponto a ser ressaltado é que, utilizando-se dados correntes, a análise discriminante fornece graus de precisão próximos a 100%, contudo não sendo de muita valia na prática, pois, a dados correntes, basta observar a própria variável dependente, não necessitando usar uma variável dicotômica.

Portanto, apesar da análise discriminante linear fornecer um ferramental estatístico de suma importância, ele se torna limitado quando aplicado a ativos financeiros, pelo menos quando as variáveis independentes testadas são as que foram testadas nesse trabalho. Logo uma forma de chegar a uma conclusão definitiva sobre o potencial prático da análise discriminante linear, é testar outras variáveis, ou períodos mais longos ou mais curtos do que um ano, bem como utilizar ações menos líquidas das que foram utilizadas, pois nestas a hipótese de mercado eficiente não é assimilada de maneira instantânea.

## APÊNDICE 1: AMOSTRA 2004

Empresa	Código	Dummy Alta rent: 1	Rentabilidade 2004	IFR2003	Esto2003	Momentos 2003	Oscilação 2003	PL12003	RenPat(med) 2003	DivYid(fim) 2003	PayOut 2003	MrgLiqDez 2003	LPA Dez 2003	VLP Dez 2003	Exig/PLID 2003	MéDIA 2003	LiqGeriD 2003	Beta Dez 2003	Beta Dez 2003	MéDIA 2003
loch																				
Maxip-MYP	K4	1	5,78	76,6	86,3	3,47	0,45	43,2	-3,32	0	0	-0,76	-0,1	78,9	184	0,96	1,01	0,53	1,01	0,76
Copresul	L3	1	5,68	78,3	98,3	7,66	1,11	12,2	16,1	10,1	90,6	3,97	1,12	560,2	184	0,92	0,78	0,6	0,78	-0,04
Fras-Le	S4	1	5,33	99,8	94,3	1,82	0,68	5,7	39,1	10,1	53,7	11,6	0,47	64,2	145	1,18	1,18	0,36	1,18	0,26
RandonPart	T4	1	5,23	100	99,2	2,35	0,82	6,18	49,4	0,9	28,4	6,16	0,47	410	329	1,1	1,05	0,58	1,05	0,23
Eleva	V3	1	4	95,7	78,8	2,01	0,48	9,94	4,87	0	11,2	1,1	0,32	245,9	215	1,14	1,11	0,55	1,11	0,67
Perdigao S/A	A4	1	3,82	85,9	98,5	5,63	0,8	8,9	17,1	15,2	29,1	3,23	0,93	1400	284	0,89	0,86	0,66	0,86	1,3
AcosVill	3	1	3,7	41,1	88,7	-0,03	0,02	2,5	102	22,0	0	9,22	0,05	433	92	0,5	0,48	0,82	0,48	1,72
Gerda									28	3	0			47	73					
auMet	U4	1	3,42	96,2	99,5	10,6	3,34	4,67	32,4	27,5	61,5	4,3	3,08	32,9	629	0,68	0,63	0,8	0,63	0,86
Unipar	UNIP6	1	3,25	100	97,0	0,92	0,25	9,12	13,1	15,2	32,4	6,52	0,12	-1,85	133	0,55	0,79	0,87	0,55	0,81
AmInoxBr	ACE S4	1	3,18	77,1	96,1	8,09	1,54	5,37	24,2	11,0	0	9,57	3,04	175	271	0,69	0,6	0,98	0,6	-0,57
Managers Indl	MGE L4	1	3,06	78,9	90,8	1,51	0,2	5,42	5,29	1,09	23,7	2	0,43	276	143	0,91	0,89	0,47	0,89	-0,38
Meta	LEV	1	2,98	100	100	19,0	5,99	5,25	35,2	35,8	28,5	14,7	5,78	17,1	54,4	1,59	1,67	0,25	1,67	0,41



Cotes	CTN	83.1	75.7	6.37	3.42	7.93	9.03	12.9	11.8	1.01	2.66	31.6	34.3	14.9	14.6	1.38	1.12	8.54	38.8	37.0	37.4	1.84	1.73	0.42	0.48	0.39	
mina	M4	1	5									7	3	7	8				2	7	4						
s	ITSA		97.4	2.02	0.4	7.01	5.46	22.2	24.9	6.56	6.23	78.6	69.0	20	3	0.4	0.37	-0.32	18.7	1501	1589	1.1	1.08	0.94	1.02	0.99	
Itausa	4	1.39	8																3	98	16						
Usiminas	USI	94.1	99.0	10.6	2.59	5.7	2.36	37.1	11.3	5.09	5.44	30.6	23.2	15.0	5.06	2.65	0.83	494.	92.4	289.	336.	0.53	0.48	1.2	0.45	1.19	
Albras	M5	1	8									2	9	8					3	38	64						
Albras	ALB	78.0	91.3	0.66	0.12	4.02	5.42	25.8	19.4	3.82	1.27	23.8	23.7	12.2	9.48	0.3	0.2	54.8	19.0	37.4	36.5	3.29	3.13	0.41	0.42	0.51	
Mundial	A3	3	4									5	8	9					1	7	4						
Mundial	MIND	90.8	85.2	1.01	0.3	-0.77	5.35	90.7	25.4	9.53	6.24	45.6	45.6	28.9	-8.27	-1.53	-0.4	833.	213.	496.	421.						
Amazônia	L4	1.24	9									0	1	6				96	63	43	32	0.56	0.84	0.03	0.71	0.6	
Amazônia	BAZ	66.8	45.9	0.11	-0.04	2.82	2.58	22.1	14.6	1.24	4.43	46.6	17.5	33.3	21.9	0.1	0.13	71.7	-7.71	206.	240.	1.46	1.39	0.61	0.68	0.5	
Amazônia	A3	1.24										3	5	1	3						07						
Banespa	BES	99.0	85.7	0.13	0.06	4.99	3.56	38.5	53.0	18.0	12.9	109.	54.5	35.1	34.6	0.05	0.05		88.0	550.	670.						
Banespa	P4	5	3									5	5	2	6				7	04	7	1.14	1.12	0.66	1.29	0.74	
Brasília	BBA	1.18	93.5	4.97	1.52	7.38	5.96	22.2	19.2	3.42	4.43	31.3	28.1	7.08	6.06	1.08	0.84	17.4	36.9	1790	1901	1.04	1.03	0.96	1.23	1.26	
Brasília	S3	1	3									2	4	4					2	2	.8	.01	1.04	1.03	0.96	1.23	1.26
Brasília	S3	1	3									2	4	4					2	2	.8	.01	1.04	1.03	0.96	1.23	1.26
Brasília	BBD	88.5	88.0	5.5	0.64	5	8.73	18.9	20.9	5.92	5.8	58.4	48.1	8.38	8.29	0.81	0.81		5.95	.91	.88	1.05	1.05	0.89	0.68	0.89	
Brasília	C4	6	3									1	1	1					2								
Petrópolis	PET	97.7	96.5	6.81	1.25	4.71	5.52	42.5	34.9	6.05	6.45	35.2	35.2	18.5	15.8	2.03	1.37	117.	33.0	175.	172.						
Petrópolis	R4	1.11	7									7	7	9	2				77	3	96	93	0.81	0.89	0.91	0.98	0.74
Lojas Americanas	LAM	93.3	96.7	2.69	0.88	17.1	9.32	53.9	43.1	7.45	7.86	77.6	63.2	5.98	5.49	0.18	0.14	16.1	162.	765.	626.						
Lojas Americanas	E4	1.1	7									5	5						7	51	4	79	1	1.04	1.3	0.72	0.91
Vale	VAL	98.5	96.0	9.96	3.42	12.5	12.5	32.5	25.5	3.42	4.92	49.9	52.8	23.1	21.9	0.98	0.69	120.	43.6	148.	145.						
Vale	E5	1.03	4									9	3	9	9				9	28	05						
Doce	RPS	94.7	98.7	2.97	0.75	9.41	6.36	12.9	12.3	3.14	5.46	28.5	29.8	11.1	11.1	0.34	0.3	33.5	6.27	42	19	0.58	0.67	0.67	0.56	0.59	
Doce	A4	1.02	1									5	4	4					3	87	98	3	0.94	0.86	0.54	0.99	0.4
Fertibras	FBR	92.3	85.5	4.4	4.31	3.21	1.18	65.4	20.7	4.06	7.43	34.4	-4.22	8.23	2.8	6.75	2.18	579.	115.	446.	507.						
Fertibras	A4	0.97	6									9	9						28	87	98						
Sid Nacional	CSN	98.1	96.9	7.99	2.37	10.9	0.26	16.7	6.13	7.11	34.5	118.	83.7	14.7	6.18	1.2	0.44	629.	127.	203.	193.						
Sid Nacional	A3	0	1									66	66	8					59	18	56	77	0.58	0.55	1.02	-0.01	0.79
VCP	VCP	90.1	99.3	27.8	8.04	8.21	10.8	27.4	17.7	1.72	1.28	28.9	29.2	29.1	22.3	4.45	2.64	200.	56.9	132.	132.						
VCP	A4	0	2									8	5	5	5				39	7	79	53	0.69	0.66	0.47	-0.32	0.03
Souza Cruz	CRU	96.1	97.4	19.2	6.6	11.9	8.15	50.6	57.3	9.42	12.4	102.	94.0	28.1	28.1	2.52	2.58	19.9	19.9	104.	91.8						
Souza Cruz	Z3	0	1									8	8	7	7				7	4	12	7	1.52	1.6	0.28	-0.46	0
Cataguás	FLCL	61.1	36.5	0	0	11	86.1					103.	0.99	1.7	-2.44	0	0										
Cataguás	5	0	8									95	0.99						122.	3265	778.						
Cemig	CMIG	78.5	100	8.02	1.37	7.14	4.61	19.5	3.38	2.92	4.21	26.7	16.5	21.3	4.05	2.41	0.45	219.	24.9	129.	121.						
Cemig	G4	0	8									6	7						55	7	09	24	0.74	0.74	1.07	1.76	1.2
Suzano	SUZ	99.2	99.9	10.4	2.48	5.92	11.4	28.7	17.3	3.76	3.37	30.2	63.4	23.6	12.5	2.14	1.14	906.	262.	158.	232.						
Suzano	B5	0	2									2	2	7	5				5	58	68	07	0.72	0.66	0.45	0.02	0.33

Amp la Ener g E3	CBE E3		0	0.43		52.6 3	49.1 2		0	0	-16.9 6	11.4 6	19.1 8	53.6 1	18.2 2	17.4 2	-3.94 3	10.1 3		0	0	80.4 7	604. 66	1046 .04	1234 .83	0.58 0.53	0.54 0.88	0.88 0.53
Pol it eno	PLT O6		0	0.19		80.4 1	55.3 1		0	5.53	5.02 36	139. 36	15.2 5	12.9 3	139. 36	91.5 9	7.01 9	6.01 0		0		399. 12	91.8 8	23.6 5	73.5 3	3.36 2.42	2.42 0.5	-0.85 0.13
Bard ella	BDL L4		0	0.1		88.2 8	99.0 1		23.9 4	2.85	55.9 9	25.1 9	0.79	2.97 0	484. 4	251. 01	1.1 1	3.93 1.21		4.56 6		86.2 6	-6.02 1	42.5 8	46.3 8	2.47 2.43	0.58 0.8	0.8 0.37
Suda meri s	BFIT 3		0	0.1		67.3 9	47.9 1		0.24 5	0.05	32.2 5	17.7 2	5.36 8	13.2 8	136. 3	58.7 8	2.55 8	3.97 0.02		0.04 7		67.6 7	33.2 5	911. 39	1129 .45	1.07 1.06	0.34 -0.62	0.29 0.29
Amb ev	AMB V4		0	0.08		100 98	100 98		47.5 2	11.1 9	19.8 7	18.9 2	33.4 6	32.7 1	71.1 2	49.0 9	16.2 6	16.3 3.72		3.23 3.23		-5.69 7	51.8 7	244. 23	223. 98	0.84 0.92	0.42 0.48	0.48 0.55
Sabe sp	SBS P3		0	0.08		73.1 9	84.6 1		10.5 1	-0.23	5.58 9	6.31 4	11.2 4	1.79 3	60.4 9	90.1 3	20.2 8	3.1 3.66		0.58 1		228. 9	77.0 17	118. 2	114. 2	0.27 0.28	1.1 1.2	1.1 1.1
Arac ruz	ARC Z6		0	0.07		90.0 2	98.9 9		7.85 9	2.51	12.5 5	202. 35	35.2 8	14.8 3	49.1 4	725. 64	28.3 8	14.8 6		0.35 0.84		7086 .11	2312 73	192. 25	157. 8	0.44 0.55	0.22 -0.03	-0.03 0.01
Light Par	LIPR 3		0	0.02		74.4 2	40.7 7		7.81 9	0.77	30.1 9	9.31 9	3.34 0	0.11 0			857. 82	137. 11		0.07 0.28		25.4 4	39.8 1	76.5 4	88.1 4	1.05 0.67	1.35 0.73	0.69 0.69
P.Ac ucar- CBD	PCA R4		0	-0.04		77.8 4	92.0 9		25.0 3	1.13	35.4 1	27.6 3	6.13 5	7.01 0	24.2 9	24.2 6	2.09 2.6	2.6 0.99		1.06 1.06		-8.19 6	12.9 6	137. 23	135. 64	0.78 0.81	0.73 0.76	0.91 0.91
Eletr obras	ELE T6		0	-0.12		80.6 7	98.3 4		10.4 9	1.17	75.1 9	30.4 5	0.48 7	2.43 0	101. 06	61.4 3	1.67 3	8.55 6		1.45 0.3		70.6 3	-34.8 9	75.0 9	73.5 8	0.7 0.67	0.95 1.88	1.13 1.13
Cesp Bras il Tele c	CES P5		0	-0.16		64.2 3	43.9 1		8.56 9	-1.92	2.14 13	0.07 8	9.24 -0.37	0 3.34			36.3 1	61.9 4		6.7 -0.05		118. 37	99.3 8	178. 48	167. 83	0.13 0.18	1.19 1.94	1.49 1.49
Emb raer	EMB R4		0	-0.27		89.2 7	99.2 8		22.9 6	5.24 1	31.3 1	15.7 4	16.6 5	37.5 1	33.2 2	32.6 4	8.94 8	13.3 8		1.34 0.82		50.3 8	1.8 8	243. 83	232. 08	1.15 1.2	0.66 1.38	1.1 1.1
Emb raco	EBC O4		0	-0.36		85.5 7	79.2 2		1.32 6	0.64 4.01	12.4 6	6.96 2	11.5 9	27.2 3	26.0 2	51.1 2	4.25 2	8.82 0.13		0.25 0.13		65.8 2	32.9 7	178. 5	175. 17	0.94 0.06	-0.15 0.26	

FONTI: Ecomática

## APÊNDICE 2: AMOSTRA 2005

Empresa	Código	Dummy Alta rent: 1	Reabilitação: 1	IFRI2004	Esto: 2004	Momentos: 2004	Oscilante: 2004	PL/Dez04	Renomed: 2004	DivYid31Dez04	PayOutDez04	MrgLiqDez04	LPA/Dez04	VLP/Dez04	Exig/PLID2004	Médias3anos	LiqDez04	Beta/Dez04	Beta/Dez04	Médias3anos	
Alparagatas	ALP A4	1	3.66	96.8	100	25.2	9.79	7.15	17.9	5.81	38.4	7.88	5.03	16.9	88.1	91.9	1.6	0.45	0.34	0.46	
Bradesco	BBDC4	1	3.48	88.9	90.5	5.76	2.03	9.96	21.2	4.56	43.3	11.6	1.07	33.0	1115	1177	1.06	0.86	0.82	0.95	
Itausa	ITSA4	1	2.37	97.6	96.7	2.37	1.01	7.56	23.7	4.44	75.1	20.8	0.5	25.0	1411	1536	1.11	0.92	0.82	1.04	
Lojas																					
America	LAME4	1	2.25	94.6	98.9	3.43	1.75	42.0	32.0	3.4	138.	2.82	0.1	45.9	992.	780.	0.95	1.15	0.49	0.75	
Unibanco	UBBR11	1	2.13	82.8	100	3.6	1.9	9.47	16.8	5.74	41.0	10.3	0.46	20.1	878.	933.	1.09	1.17	1.27	1.09	
Coelce	COC E5	1	2.13	84.2	75.4	3.24	1.3	17.5	3.2	5.28	95	2.74	0.47	60.0	108.	112.	0.7	0.74	0.68	0.62	
Petrobras	PET R4	1	2	97.7	98.7	6.88	3	5.96	33.3	5.38	28.3	16.5	2.04	0.37	136.	165.	0.82	0.83	0.76	0.92	
Ambiev	AMB V4	1	1.99	100	88.8	38.2	12.5	34.8	28.2	1.91	120.	9.67	2.13	42.8	94.2	179.	0.57	0.81	0.49	0.43	
Sudameris	BFIT3	1	1.91	56.7	51.7	0.07	0.1	12.0	14.0	1.34	23.9	7.56	0.05	176.	765.	929.	1.1	1.08	0.44	1.1	
Tractebel	TBLE3	1	1.49	97.9	56.4	6.39	2.67	8.25	28.7	8.01	76.1	31.3	1.19	49.9	122.	134.	0.46	0.42	0.4	0.31	
Caemi	CME T4	1	1.47	100	99.0	2.02	0.81	14.7	21.5	0	62.3	20.9	0.15	37.2	171.	232.	0.86	0.85	0.38	1.45	
Copel	CPE6	1	1.44	36.0	37.1	-3.47	-0.57	8.48	7.49	1.4	27.1	17.3	1.37	118.	34.9	87.4	0.86	0.79	1	1.2	

Itaubanco	ITAUB	4	1	1.44	98.9	97.0	12.2	4.89	7	11.9	10.0	29.2	29.3	2.39	3.58	36.3	35.4	21.8	17.8	1.67	1.37	20.5	16.5	832.	954.	1.11	1.09	0.89	0.84	0.99
Cemig	CMI	G4	1	1.4	78.8	90.4	8.19	4.78	7.6	7.6	3.49	20.0	7.9	5.15	5.27	50	18.2	19.3	7.04	2.79	1.06	15.6	24.8	131.	134.	0.79	0.73	0.97	0.7	1.18
Tim	TCS	L4	1	1.29	33.6	22.8	-1.28	0.26	9	10.5	12.2	18.0	13.2	2.97	2.19	28.1	34.7	10.3	9.62	0.38	0.3	11.7	32.1	77.9	83.1	1.66	1.6	1.08	0.25	0.68
Vale	VAL	E5	1	1.09	98.8	98.6	11.7	5.01	4	11.4	14.1	39.0	29.4	3.05	3.07	50	50.1	23.4	20.1	1.4	0.94	43.2	43.6	139.	150	0.67	0.65	0.32	0.8	0.29
Perdigao	PRG	A4	1	1.08	93.2	96.0	13.9	5.36	8.63	27.8	34.1	34.1	17.5	2.98	2.57	30	41.5	6.05	3.19	2.21	1.07	139.	481.	160.	256.	0.98	0.91	0.76	1.45	1.07
Brasilsul	BBA	S3	1	0.93	93.9	96.1	7.42	3.44	8.59	6.5	23.0	22.6	3	4.82	5.08	6	31.5	30.4	9.83	7.48	1.26	16.3	38.6	159.4	1836	1.04	1.04	1.11	1.16	1.28
Inds Romi	ROM	I4	1	0.89	100	99.6	5.05	2.05	6.09	5.09	5.09	23.9	17.8	5.56	5.99	5	35.6	15.6	13.3	1.06	0.72	44.9	59.3	47.8	36.7	2.54	3.05	0.45	0.73	0.3
Gerdau	GGB	R4	1	0.85	96.3	91.9	15.6	6.99	4.95	5.82	55.5	37.6	2	4.13	5.06	6	33.1	32.5	10.5	4.26	2.39	149.	87.8	207.	263.	0.96	0.74	1.02	1.19	0.91
Petroflex	PEF	X5	1	0.8	93.6	99.2	10.3	4.42	5.12	3.97	42.6	33.8	3	3.86	1.29	9	51.9	19.2	7.52	5.58	2.79	62.3	112.	298.	0.82	0.77	0.9	0.22	0.43	
Eletropaulo	ELPL	5	1	0.74	41.4	58.3	-4.14	1.62	4	54.9	19.4	0.26	10.0	0	4.97	0	0	0.08	-4.53	0.03	-1.55	93.4	79.0	419.	431.	0.67	0.66	1.46	1.72	1.89
Lochp-Maximon	MYP	K4	1	0.73	89.2	95.8	11.1	4.56	1	15.6	10.1	30.1	4.15	0	4.96	1	10.5	4.63	-0.67	0.95	0.13	109.4	32.4	238.	192.	1.02	1	0.7	0.99	0.7
Embratel	EBT	P4	1	0.72	12.4	8.95	-0.03	0	-5.5	2.36	-7.22	-5	0	0	1.4	7	11.0	13.2	-4.63	-3.42	0	25.1	43.1	149.	162.	0.72	0.69	1.7	0.82	1.27
Telemig	TMC	P4	1	0.68	51	24.7	1.25	0.77	8.33	11.5	17.1	14.8	2.92	2.27	4	33.3	37.6	13.8	11.5	4.56	3.61	6.74	31.8	114.	119.	1.52	1.41	0.92	1.01	0.58
Banespa	BES	P4	1	0.67	99.3	100	0.2	0.08	5.98	4.44	33.5	49.7	6	16.3	18.3	0	50.4	29.7	37.7	0.05	0.05	0.18	37.3	519.	544.	1.15	1.14	0.58	0.68	0.96
DuraTex	DUR	A4	1	0.62	94.6	95.4	7.29	3.14	5	11.6	11.7	13	9.35	2.1	3.57	8	46.3	40.2	10.5	8.43	1.06	94.2	82.9	82.4	8	0.81	0.82	0.67	1	0.55
Cataguases	FLCL	5	1	0.61	67.9	66.5	0	0	7	11.9	-1.01	-6.4	-7.73	1	4.1	0.4	-0.4	-1.57	-2.94	0	0	-210	3301	988.	897.	0.5	0.51	0.31	0.29	0.37
Ipiranga	RIPI	4	1	0.57	77.5	97.6	13.6	5.72	3.12	1.88	102.	31.7	6	0	0	7.56	2.52	5.76	-1.21	7.29	0.28	101.	55.4	741.	2834	0.57	0.48	0.63	1.12	0.7
Eleva	ELE	V3	1	0.49	98.6	98.4	6.43	2.23	-3.28	5	51.5	42.4	9	0.43	4.55	0	3.76	-8.58	-2.51	-2.53	-0.74	885.	490.	271.	237.	1	1.07	0.43	-0.54	0.15
Gerdau	GOA	U4	1	0.46	98.1	100	22.3	9.1	3.87	3.72	58.2	40.1	9	4.96	9.32	3	67.7	7.33	5.46	7.74	4.38	151.	85.1	534.	662.	0.98	0.75	0.83	1.25	0.96

Ipiranga Pet	PTIP 4		0.46	70.4 4	99.4 5	5.09	2.55	4.54	1.18	30.1 9	12.9 7	6.65	4.7	34.8 2	23.7 5	1.96	0.79	3		1.25	114. 16	16.2 3	117. 76	137. 51	1.25	1.16	0.6	0.96	0.55
P. Acucar- CBD Sid	PCA R4		0.44	61.0 9	78.5 5	5.95	3.66	21.0 9	27.2 2	9.46	7.53	0.74	0.83	24.0 8	24.2 1	2.94	2.54	1.63		63.8 6	17.7 7	157. 29	150. 1	0.77	0.78	0.77	1.04	0.82	
Nacional Sadi a S/A	CSN A3		0.41	98.5 9	95.6 8	10.3 6	5.06	7.1 -0.28		28.1 6	13.6 7	5.16	5.36	116. 21	19.4 8	20.2 2	10.4 1	2.39		99.1 8	187. 95	271. 2	230. 02	0.58	0.57	1.04	1.91	1	
Ipiranga Dis	SDIA 4		0.41	94.2 8	99.8 1	4.19	2.03	9.1 6.31	6.31	26.8 7	26.3 4	6.31	5.3	33.8 1	33.4 1	6.88	6.95	0.64			34.8 6	222. 06	265. 92	1.18	1.12	0.71	0.59	0.4	
Weg E4	DPP1 4		0.36	82.6 6	100	8.91	3.46	4.75	4.62	24.3 6	18.9 6	9.68	9.12	104. 93	75.8 4	0.72	0.58	4.31		41.0 8	34.9 4	412. 91	436. 73	1.34	1.25	0.35	0.95	0.14	
Acos VIII	WEG E4		0.32	100 4	81.8 4	5.85	2.25	6 10.9	9.71	39.8 8	38.0 5	1.78	2.41	61.8 3	20.6 1	13.9 3	6.39	0.07		57.5 3	30.1 1	339. 47	804. 52	0.67	0.54	-0.45	1.29	1.07	
Usim inas	USI M5		0.32	95.9 4	97.6 2	16.1	7.74	3.92	1.76	60.6 9	29.2 2	3.49	4.1	35.9 2	22.1 8	24.6 8	11.6 2	6.12		131. 12	130. 9	185. 43	295. 51	0.71	0.58	1.38	2.39	1.38	
Tele sp	TLP P4		0.3	81.3 1	96.8 7	17.3 7	9.86	7 11.4	13.7 6	18.4 3	12.5 6	12.7 7	12.1 2	142. 05	158. 93	16.3 9	13.5	4.42		37.3 5	17.7 7	64.5 1	60.9 7	0.68	0.68	0.72	0.89	0.59	
Ran don Part	RAP T4		0.28	100	97.6 8	6.47	2.4	9 9.62	9.62	59.2 7	40.2 2	3.23	2.48	30.6 3	44.3 4	7.63	5.14	0.83		78.0 3	223. 37	282. 19	339. 45	1.22	1.11	0.6	0.7	0.4	
Arce lor BR	ARC E3		0.26	100 3	92.9 3	22.4	8.32	8.85	7.56	27.0 3	22.0 2	2.73	3.24	35.1 4	36.3 2	15.5 4	14.5 4	2.96		52.3 5	74.6 2	86.6 9	100. 89	1.51	1.21	0.47	1.45	0.59	
Eter nit	ETE R3		0.25	88.8 2	99.6 6	1.84	0.56	7.82	6.02	13.7 9	16.0 3	11.6 3	16.3 6	89.7 6	92.3 5	9.45 9	11.9 9	0.46		19.0 7	34.8 7	34.8 5	37.8 5	2.52	2.41	0.4	0.59	0.39	
Sabe sp	SBS P3		0.25	57.9 6	84.5 1	2.3	3.5	8.74	3.43	6.61 3.1	7.04		12.2	29.8 1	24.5 5	11.6 7	4.89	2.25		38.4 4	70.3 9	111. 07	118. 21	0.31	0.29	1.05	1.26	1.09	
Tele Cent roest e Cel	TCO C4		0.24	79.8 2	68.7 4	15.5 6	6.72	6.4 6.46	6.46	25.3 7	29.4 4	6.62	4.81	26.2 5	28.0 4	22.9 4	22.5 6	3.99			34.2 8	47.2 7	70.6 4		2.14	1.68	1.05	1.55	1.2
Eletr obra s	ELE T6		0.23	66.5 6	74.9 6	4.26	4.1	16.2 9	34.3 1	1.88 1.35	6.22	6.22	4.39	28.1 4	55.9 4	6.49 4	4.62	1.2		300. 25	54.4 9	70.4 1	76.0 2	0.73	0.69	1	1.19	1.53	
Embraer	EMB R4		0.21	79.5 4	83.1 7	15.9 5	6.4	12.7 9	17.4 9	30.8 2	29.4 1	3.79	3.16	46.6 5	35.9 5	12.2 7	12.1 4	1.75		113. 02	23.1 4	221. 1	234. 28	1.22	1.19	0.86	1.35	0.92	
Conf ab	CNF B4		0.2	95.9 3	98.3 7	2.26	0.86	59.6 8	30.2	4.09 8	17.0 8	2.07	6.43	129. 2	147. 61	1.97 5.24	5.24	0.05		14.5 7	11 11	184. 61	164. 4	1.18	1.23	0.53	1.81	0.78	
Tele mar	TNL P4		0.18	61.7 8	80.3 5	5.98	6.07	5 22.4	26.1 3	9.1 2.39	2.39	2.61	4.53	179. 5	108. 74	4.74 0.92	0.92	1.92		254. 91	4.52 1	268. 69	236. 69	0.71	0.63	1.11	0.92	1.08	
Com gas	CGA S5		0.15	83.4 2	96.2 4	15.7 6	6.08	9 13.0	13.2 4	26.0 3	16.7 3	0.87	1.63	63.4 9	37.5 6	10.8 7	8.23	2.02		133. 64	66.7 9	137. 43	144. 06	0.5	0.59	1.03	1.01	0.96	
Ferti bras	FBR A4		0.11	93.6 6	99.6 4	21.9 8	10.9	3.39	1.11	49.9 5	32.8 3	7.99	6.17	35.4 5	14.2 5	8.36 4.72	4.72	8.04		19.1 1	126. 75	314. 92	469. 88	1	0.92	0.45	1.08	0.57	



Mag nesit a	MAG S5		0.1	100	99.6 4	0.01	0.01	5.97	4.2	19.2 3	20.4 3	4.96	9.18	28.2 2	28.0 8	11.3 1	12.3 3	0	0	21.3 9	56.0 1	70.2 4	64.4 9	1.47	1.57	0.7	0.43	0.5	
Bras il T Par	BRT P4		0.04	26.5 3	46.3 5	-6.11	1.2	28.5 7	31.9 7	4.11	4.57	1.11	3.12	173. 21	153. 22	2.78	3.62	0.7	0.79	72.1 6	24.2 5	205. 49	176. 69	0.81	0.77	0.82	0.97	0.66	
Cesp Amp la Ener g	CES P5		0.03	57.1 5	33.2 6	4.05	0.18	35.6 3	12.5 2	0.48	10.6 7	0	0	0	0	16.8 4	5.62	-6.99	0.41	-9.8	94.5 7	-98.8 75	178. 09	192. 09	0.16	1.08	1.16	1.38	
Mun dial L	MND L4		-0.07	100	88.9 7	1.97	0.33	4.96	3.46	19.0 2	20.9 6	0	6.24	0	16.8 4	5.62	-6.99	0.41	-0.3	126. 95	215. 76	581. 7	494. 57	0.72	0.75	0.56	1.47	0.8	
Traf o Arac ru z	TRF O4 ARC Z6		-0.09	38.5 5	54.3 7	-0.47	0.16	11.3	2.44	10.5 5	11.7 4	0	0	0	0	3.11	-5.58	0.1	-0.16	140. 09	7.22 4	223. 43	147. 43	1.16	1.26	0.3	0.37	0.17	
Tele ste Celul a	TSE P4		-0.14	12.5 4	11.6 4	27.8 4	0.74	30.1 5	22.6 5	4.79	7.09	0.9	2.12	27.4 6	43.1 3	4.82	6.89	1.03	1.51	42.7 3	17.9 3	47.1 5	51.1 5	1.76	1.5	0.38	0.95	0.52	
Cop esul Suza	CPS L3		-0.2	90.5 7	99.8 5	25.1	9.25	10.4 4	744. 42	48.8 4	21.6 7	7.62	7.38	99.5 9	1018 1.14	10.0 5	4.68	3.64	1.59	225. 78	1878 3.12	90.1 4	174. 96	1	0.92	0.63	1.2	0.53	
Pape I	SUZ B5		-0.28	99.1 7	97.8 2	9.46	4.76	6.47	12.2 7	23.8 1	18.7 4	6.17	3.31	23.2 4	62.1 4	22.8 4	16.3 9	2.12	1.49	-0.96	275. 18	118. 18	177. 14	0.77	0.73	0.37	0.23	0.07	
Marc opol o	POM O4		0	100	99.8 2	2.28	0.79	9.04	8.18	21.0 2	20.9 8	4.97	7.67	44.9 4	44.6 8	5.3	5.07	0.38	0.33	17.7 9	17.7 01	177. 01	190. 79	1.31	1.28	0.35	0.81	0.56	
Bras il Tele c	BRT O4		-0.33	60.6 1	62.0 4	1.41	0.95	26.7 9	94.3 5	4.21	3.4	3.22	3.79	160. 49	246. 33	3.06	2.99	0.51	0.43	1190 48	379. 91	168. 5	139. 85	0.66	0.61	1.01	1.2	0.83	
Man gels Indl. Souz	MGE L4		0	87.3 3	97.6 4	3.24	1.45	4.96	2.25	11.6 9	4.63	2.04	1.48	25.2 7	16.3 4	3.78	1.45	1.04	0.41	141. 9	11.6 9	168. 62	156. 54	0.98	0.93	0.49	0.87	0.41	
Cruz Am Inox Br	CRU Z3 ACE S4		-0.41	88.1 5	98.7 4	21.9 7	8.95	4.24	2.44	53.6 6	15.9	2.12	0.71	97.8 8	93.2 8	21.2 4	26.2 8	2.39	2.68	-4.81	8.89	106. 84	102. 85	1.56	1.54	0.37	1.1	0.29	
EMA E	EMA E4		0	58.8 2	29.2 6	1.76	-0.43	25.1 9	7.12	1.04	0.85	0	0	0	0	3.83	0.93	0.25	0.2	136. 32	30.2 2	27.7 8	27.8 7	1.05	1.06	0.66	0.8	0.87	
Ripa sa	RPS A4		-0.46	95.0 1	94.5 1	3.15	1.52	19.7 3	11.5 8	7.59	10.3 5	1.73	3.03	28.8 9	28.6 3	5.5	8.44	0.21	0.27	-	37.1 7	107. 91	115. 02	0.69	0.59	0.74	0.94	0.54	

Klabi n S/A	KLB N4	92.1 6	0	-0.47	97.9 7	3.49 2	1.73 3	10.8 8	3.26 2	23.2 1	24.8 8	5.73 3	3.66 2	36.2 2	20.9 4	16.6 9	14.3 3	0.5 3	0.45 9	-	54.4 9	53.6 6	107. 27	185. 23	1.09 8	0.83 5	0.57 8	0.51 8	0.15 8
Fosfertil	FFTL 4	96.4 9	0	-0.59	98.5 3	24.4 2	11.2 3	7.76 6	6.42 2	51.9 2	49.3 7	4.96 2	10.8 6	64.3 6	62.2 6	20.1 2	18.6 2	4.23 2	3.24 9	37.9 9	51.5 1	145. 51	172. 42	1.01 4	0.97 4	0.43 4	1.09 4	0.1 4	
Iener gia	IENG 5	38.3 8	0	-0.63	38.5 7	-0.23 4	-0.09 5	8.64 7	2.48 7	7.16 7	21.8 7	0 0	0 0	0 0	0 0	63.5 2	37. 46	0.04 4	-0.17 87	121. 87	5.93 15	174. 15	140. 8	1.42 8	0.96 8	0.57 8	1.71 8	1.19 8	
Meta	LEV E4	100	0	-0.72	91.8 4	30.2 4	11.9 5	8.58 7	5.8 7	31.8 7	35.8 3	3.7 3	8.03 95	95 95	49.9 7	11.9 3	14.6 7	5.93 7	5.54 9	25.7 9	25.7 9	72.8 5	60.1 8	1.44 8	1.63 8	0.22 8	0.65 8	0.43 8	
Cote mina s	CTN M4	87.2 8	0	-0.78	89.2 6	9.52 6	2.8 6	10.3 7	9.49 2	11.8 2	12.8 2	2.91 2	2.4 2	31.6 7	33.0 2	12.3 6	14.8 1	1.45 1	1.36 4	30.2 4	30.2 4	42 4	39.4 1	1.78 1	1.77 1	0.48 1	0.62 1	0.35 1	
VCP P	VCP A4	89.2 7	0	-0.84	99.3 5	24.8 8	11.9 5	10.5 4	11.6 4	21.5 4	19.8 3	4.05 3	2.63 9	40.0 9	34.4 5	23.2 1	22.0 3	4.12 3	3.35 6	56.0 6	56.0 6	95.3 26	130. 26	0.68 26	0.66 26	0.33 26	0.42 26	0.04 26	
Tele Nort Cl	TNC P4	18.8 3	0	-0.84	13.1 2	44.8 7	-8.41 2	62.9 9	-3.62 7	-1.18 3	-3.25 2	4.15 2	1.38 0	62.8 8	62.8 8	-0.53 1	-1.73 7	-0.4 7	-1.16 44	170. 44	108. 68	257. 04	230. 19	0.65 19	0.65 19	0.88 19	0.01 19	0.52 19	
Ferb asa	FES A4	87.1 7	0	-0.9	87.1 7	29.3 2	13.1 2	4.4 2	4.23 1	24.3 1	22.7 3	4.85 3	4.65 1	25.0 1	26.0 5	20.3 1	19.9 7	8.8 7	6.82 3	41.3 3	41.3 3	19.6 2	21.6 5	4.49 5	4.31 5	0.55 5	0.53 5	0.15 5	
Petr oq Unia o	PQU N4	96.8 1	0	-0.96	96.8 1	10.9 6	3.64 6	9.38 7	52.3 7	33.2 2	16.1 2	4.49 2	9.63 27	50.2 27	66.1 27	6.96 6	3.6 6	1.78 6	0.85 93	150. 93	490. 97	131. 2	139. 3	0.64 3	0.56 3	0.15 3	-0.54 3	-0.07 3	
Bras kem	BRK M5	89.1 6	0	-1.01	88.0 6	24.4 6	10.7 2	17.2 6	12.5 8	21.9 3	-5.22 2	1.71 2	3.22 7	30.3 7	9.68 3	5.67 7	-2.37 1	-0.3 1	142. 77	465. 99	255. 65	495. 37	0.61 37	0.51 37	1.04 37	2.01 37	1.49 37		
Unip ar	UNIP 6	98.7 3	0	-1.05	98.7 3	1.97 3	0.73 3	9.87 7	7.67 9	23.2 9	17.0 2	3.21 2	5.12 3	31.6 3	32.6 3	9.36 3	8.28 2	0.24 2	0.16 54	101. 54	30.3 5	139. 25	128. 38	0.62 38	0.62 38	0.87 38	1.72 38	1.13 38	
Emb raco	EBC O4	74.2 6	0	-1.16	63.2 6	0.84 6	0.25 6	31.5 9	16.4 8	3.76 8	18.5 8	0.95 8	3.27 9	28.0 9	28.2 3	1.38 3	5.74 3	0.04 3	0.18 2	-65.7 2	24.6 2	193. 83	188. 43	0.93 43	0.9 43	0.08 43	0.12 43	0.02 43	
Vivo	VIVO 4	11.9 2	0	-1.17	12.5 2	-52.2 2	-4.17 2	17.1 9	-11.8 6	15.5 6	22.2 2	0 0	0 0	103. 91	39.4 4	-6.68 4	16.9 7	-1.05 7	23.4 4	42.4 2	386. 04	274. 62	0.61 62	0.64 62	1.82 62	1.25 62	1.46 62		

FONTE: Economatica

## APÊNDICE 3: AMOSTRA 2006

Empresas	Código	Dummy Alta rent: 1 Baixa rent: 0	Rentabilidade 2006	IFR2005	Estoq2005	Momentos 2005	Oscilações 2005	P/L2005	Ren Pat(med) 2005	Médias RPL 2005	Div Yld (fim) 2005	Pay Out 2005	MargLiqDez 2005	LPA 2005	VLP ADez 2005	Exig / PLID 2005	Médias Exig/PL 2005	LiqGeriD 2005	Médias LiqGeriD 2005	Beta Dez05	Beta Dez05	Médias Beta 2005
Forjas Taurus	FJTA4	1	4.61	79.92	79.6	1.01	0.1	7.08	5.18	12.27	0	35.26	5.72	0.19	-21.9	78.14	65.09	1.71	1.95	0.06	0.18	0.07
Indústria Romil	INDR5	1	4.47	18.95	9.52	-0.59	0.04	874.18	0.03	-7.12	0	0	0.28	0	99.51	104.84	141.17	1.82	1.32	0.68	0.87	1.33
Entrenit	ETER3	1	4.36	86.82	85.09	1.48	0.76	6.42	6.98	13.34	24.09	86.27	9.79	0.47	3.2	38.64	34.87	2.44	2.53	0.37	0.47	0.28
Marcopolo	POMO4	1	3.99	89.63	85.05	1.94	0.76	7.88	7.86	20.64	6.53	51.45	4.82	0.37	-2.39	180.14	180.6	1.34	1.31	0.44	0.83	0.65
Am Inox Br	ACE S4	1	3.83	75.96	64.85	17.35	11.75	3.62	4.41	36.27	11.68	0	18.5	7.95	13.02	83.95	170.19	0.95	0.83	0.87	1.33	0.27
Weg F	WEG E4	1	3.61	100	88.96	6.22	2.43	12.52	10.99	36.33	1.96	44.18	14.9	0.61	-6.87	141.25	125.77	1.35	1.39	0.09	0.14	0.1
Cataguazes	FLCL5	1	3.39	78.81	98.32	0	0	6.04	1.69	4.59	11.01	75.75	2.94	0	321.6	918.8	918.45	0.61	0.55	0.38	0.21	0.29
Acos Vill	AVIL3	1	3.08	97.93	87.79	0.25	0.13	4.5	3.92	84.92	26.88	74.11	12.73	0.07	-8.07	336.33	399.57	0.74	0.64	0.99	0.92	1.31
Whirlpool	WHR L4	1	3.05	65.99	35.67	0.19	-0.03	15.16	60.65	3.01	0.67	55.59	1.09	0.04	64.67	175.72	197.14	1.3	1.19	0.46	0.89	0.42
Alpargatas	ALP A4	1	3.04	98.64	99.69	61.13	23.86	8.06	6.62	20.82	4.12	33.26	12.18	9.03	79.36	56.77	81.96	1.78	1.64	0.5	0.82	0.53

Dura	DUR	40.1	10.7	9.27	1.17	0.93	9.77	30.9	85.2	82.1	0.87	0.82	0.64	0.7	0.6
Coel	COC	11.2	11.9	7.86	2.43	1.36	417.	122.	227.	150.	0.7	0.72	0.67	1.12	0.69
Sabe	SBS	40.2	17.4	16.4	3.8	3.24	68.7	86.1	105.	111.	0.37	0.32	1.07	0.94	1.13
Suza	SUZ	27.7	17.9	21.4	1.76	2.01	17.1	296.	136.	137.	0.65	0.71	0.44	0.88	0.38
Conf	CNF	24.2	15.5	6.52	0.75	0.28	1481	459.	76.6	140.	1.72	1.37	0.47	0.31	0.74
Joao	JFE	42.0	5.54	4.63	0.1	0.07	113.	15.5	292.	317.	1.81	1.94	0.34	0.93	0.41
Glob	GLO	55.6	1.89	1.36	0.45	0.3	6.65	457.	188.	180.	1.35	1.37	0.62	0.18	0.52
Loja	LAM	34.0	83.3	5.06	0.26	0.18	173.	47.8	835.	864.	0.93	0.96	0.99	1.35	0.85
Ame	AME	4.05	6.37	5.06	2.66	1.85	31.9	53.8	192.	158.	0.38	0.49	0.99	0.73	0.96
Com	CGA	4.32	12.7	9.63	2.66	1.85	13.7	60.4	57.7	76.9	1.21	1.3	0.61	1.22	0.9
Arce	ARC	2.95	20.4	18.0	3.37	2.76	35.9	67.2	485.	1141	0.61	0.55	0.76	1.23	1.05
Ipira	IRI	14.3	7.29	3.83	4.67	5.19	43.7	389.	418.	418.	1.4	1.32	0.32	0.93	0.47
ng	DPI	104.	98.6	0.75	5.31	4.23	18.8	14.5	1490	1468	1.11	1.11	0.9	0.58	0.81
nga	ITA	11.2	23.2	20.8	0.6	0.5	5	3	61	111	1.11	1.11	0.9	0.58	0.81
Dis	ITA	4.89	24.6	20.5	1.13	1	8.83	57	125.	158.	0.57	0.49	0.17	0.8	0.46
Itaus	ITA	3.68	27.5	34.8	3.77	2.84	30.1	54.3	129.	119.	0.65	0.67	0.26	0.97	0.36
Arac	ARC	5.12	37.4	3	2.88	3.82	2	1	59	23	1.13	1.02	0.59	0.25	0.47
rur	Z6	33.5	10.1	31.5	3.77	2.84	3.64	0.5	1875	116.	1.13	1.02	0.59	0.25	0.47
V C	VCP	20.8	13.5	16.0	2.88	3.82	3	1	54.3	119.	0.65	0.67	0.26	0.97	0.36
P	A4	9.27	9.59	7	2.88	3.82	2	1	59	23	1.13	1.02	0.59	0.25	0.47
Cop	CPS	13.0	10.3	10.0	3.77	2.84	3.64	0.5	1875	116.	1.13	1.02	0.59	0.25	0.47
esul	L3	7	4	8	3.77	2.84	3.64	0.5	1875	116.	1.13	1.02	0.59	0.25	0.47
Fosf	FFTL	42.3	26.2	10.8	56.5	6.01	41.3	7.77	110.	133.	1.05	1.04	0.33	0.41	0.24
ertil	F4	7	9	7	6.01	8.67	3	8	7.77	133.	1.05	1.04	0.33	0.41	0.24
Bras	BBA	24.0	26.8	12.4	36.0	3.61	37.3	23.7	1401	1595	1.05	1.04	0.33	0.41	0.24
il	S3	5	4	7	7	2.59	1.73	5	23.7	54	1.05	1.04	0.33	0.41	0.24
Petr	PET	36.0	33.6	17.3	30.2	5.1	32.8	50.3	132.	148.	0.76	0.8	0.78	1.17	0.97
obra	R4	4.9	5.82	4	30.2	3.86	2.7	2.26	94	34	0.76	0.8	0.78	1.17	0.97
s	R4	9	4	7	5.1	3.86	2.7	2.26	94	34	0.76	0.8	0.78	1.17	0.97
Usim	USI	18.9	4.22	30.0	28.4	13.0	7.94	5.57	218.	107.	0.88	0.71	1.53	1.94	1.59
inas	M5	8	4	5	6	7.21	7	7	43	88	0.88	0.71	1.53	1.94	1.59
Gerd	GOA	27.3	4.69	4.41	74.7	6.22	6.9	5.88	469.	544.	1.13	0.93	0.89	1.4	1.17
au	U4	6	1	6	3	7.3	4	6	57.7	27	1.13	0.93	0.89	1.4	1.17
Met	U4	12.7	4.69	4.41	3	7.3	4	6	57.7	27	1.13	0.93	0.89	1.4	1.17



Tráfico	TRF O4		0.75	49.8 4	75.1 2	0	0.34	22.1 3	-4.57	-4.97	-6.99	0	0	0	-1.06	-3.26	-0.05	-0.07	148. 86	3.52	301. 09	207. 34	1.14	1.21	0.18	0.03	0.09
Cotermi	CTN M4		0.68	67.9 1	62.9 6	5.76	1.98	12.7 6	10.3 5	6.18 2	10.3 2	4.28	34.1 2	32.4 9	7.49 1	11.6 1	0.84	1.22	42.0 4	-9.49 5	68.2 1	49.1 1	1.51	1.71	0.28	0.39	0.5
Cemig	CWI G4		0.88	95.8 8	98.7 5	19.1 9	7.29	7.69	7.48 6	27.7 6	22.4 6	4.55	103. 35	60.0 4	24.3 3	21.6 7	4.04	3.08	44.6 7	93.2 8	176. 13	145. 55	0.78	0.77	0.95	0.42	0.96
Tim	TCS L4		0.63	62.5 6	99.2 6	1.29	0.97	13	11.8 9	16.7 5	16.1 4	2.38	33.2 6	31.2 6	13.6 8	11.7 2	0.45	0.39	19.8 9	36.1 9	59.6 1	71.4 1	1.56	1.65	0.77	0.61	0.83
Eletr	ELE T6		0.6	76.3 5	85.0 1	6.97	2.98	22.9 5	38.1 4	1.34	1.23	6.89	45.6 3	58.2 8	4.69	4.28	0.86	0.79	28.2 8	67.1 1	59.0 8	68.1 9	0.84	0.76	1.13	1.24	1.44
Banesa	BES P4		0.57	100 3	97.4 3	0.27	0.1	7.66	6.21 4	31.3 4	34.4 7	6.94	13.7 3	78.9 4	24.9 2	29.9 4	0.04	0.04	14.6 4	14.6 4	75.4 07	607. 79	1.1	1.13	0.52	0.59	0.85
Rosi	RSID 3		0.53	86.3 5	98.0 4	7.53	2.74	50.8	11.5	7.08	3.97	0.75	23.7 4	21.2 4	5	2.55	0.21	0.11	4.54	90.6 5	171. 27	194. 1	1.7	1.61	0.78	0.16	1.13
Bras	BRT O4		0.44	39.6 5	43.2 5	-1.44	0.05	17.9 2	105. 09	-5.07	-0.41	15.3	7.18 31	60.3 1	-3	-0.09	-0.56	-0.03	209. 64	291. 71	204. 33	167. 62	0.66	0.65	0.82	0.51	0.78
EMA	EMA E4		0.42	47.0 7	10.6 9	-0.59	-1.09	-3.48	4.04	-6.18	-2.66	0	0	0	28.7 7	12.1 9	-1.44	-0.62	678. 14	235. 82	26.9 9	27.4 4	0.95	1	0.54	0.29	0.94
Tele	TNC P4	0	0.41	19.3 4	7.41 4	42.9 9	-6.72	-2.45	-2.88 8	20.9 8	-6.83	5.01	3.05	60.3 1	-9.81	-3.21	-6.32	-2.05	1492. 74	515. 92	296. 36	245. 34	0.61	0.64	0.81	0.72	0.47
Bras	BRT P4	0	0.38	52.4 5	64.3 9	0.34	0.77	210. 96	43.1 7	-0.52	1.98 7	17.3 7	7.38 39	1083. 39	-0.29	1.44	-0.08	0.34	111. 59	35.6 7	246. 98	206. 13	0.79	0.8	0.67	0.45	0.64
Petr	PQU N4	0	0.32	69.6 9	54.9 6	5.64	3.72	12.9 8	11.3 8	12.2 3	19.9 1	10.1 9	8.89 4	77.0 4	2.99	4.48	0.79	1.09	503. 66	112. 58	112. 58	130. 59	0.64	0.6	0.06	-0.01	-0.13
Sadi	SDIA 4	0	0.3	100 7	95.1 7	5.25	2.34	6.65	7.28 5	32.8 5	30.7 4	4.24	32.7 3	30.6 3	8.98	8.1	0.97	0.75	50.3 1	46.4 5	193. 34	228. 11	1.11	1.14	0.62	1.18	0.72
Emb	EBT P4	0	0.29	22.6 6	20.0 6	-0.02	0	38.5 4	15.8 7	2.93	0.12	0	108. 31	50.5 8	2.3	0.28	0	0	117. 31	0.34 7	68.2 7	127. 79	0.88	0.78	1.71	0.36	0.68
Feib	FES A4	0	0.27	79.7 1	62.6 9	21.7 6	9.28	7.11	5.24 9	9.3 9	19.8 9	7.98	25.7 5	25.4 2	10.3 2	17.5	3.99	6.67	54.6 2	18.1 8	11.5 9	17.0 6	6.42	5.21	0.53	0.87	0.29
Suda	BFIT 3	0	0.24	100 4	83.3 4	0.77	0.2	20.8 7	21.7 3	12.9 7	10.8 7	2.37	24.3 7	61.5 5	7.82	5.98	0.05	0.04	37.0 5	37.0 5	752. 36	809. 86	1.11	1.09	0.52	0.51	0.33
Eletr	ELPL 5	0	0.07	56.7 2	84.9 5	3.65	3.71	22.6 9	187. 34	-8.88	-1.54	0	0	0	-2.22	-0.27	-1.1	-0.18	-	-	1118. 16	437. 9	0.65	0.66	1.42	0.38	1.43

Man gels Indl	MGE L4	0	0.04	81.1	60.6 4	2.91	1.84	6.46	5.61	6.88	7.95	6.4	2.81	24.4 9	24.5 1	2.32	2.7	0.65	0.71	-	36.9 5	127. 31	159. 61	157. 35	0.95	0.95	0.58	0.86	0.45
Vivo loch	VIVO 4	0	-0.04	15.5	6.2	36.3 5	-1.2	-6.45	-12.5 7	26.2 7	19.7 1	0	0	-5.1 4	41.1 4	12.1 7	-9.81	-1.37	-1.26	8	31.2 8	12.0 1	243. 36	308. 82	0.7	0.65	1.73	0.87	1.18
p- Maxi on	MYP K4	0	-0.04	98.8	98.9	16.6 1	8.29	14.0	-4.53 6	34.6 6	20.4 8	1.65	0.55	39.4 2	23.7 1	4.83	2.9	1.36	0.74	2	41.9 2	405. 09	193. 54	205. 68	0.99	0.99	0.53	0.03	0.59
P.Ac ucar- CBD	PCA R4	0	-0.05	59.1	97.8 8	4.68	4.78	34.0 1	30.1 7	6.19	7.26	1.07	0.85	24.1 5	24.1 7	1.92	2.32	1.13	1.25	-30.6 2	8.35 8	156. 87	150. 46	0.92	0.82	0.9	1.08	0.96	
Fras- Le	FRA S4	0	-0.07	82.0	73.0 9	5.15	3.08	12.6 9	10.9 2	26.4 8	34.3 1	3.75	5.72	33.9 1	39.9	8.92	10.2 3	0.49	0.5	2	12.3 2	23.6 3	114. 26	124. 93	1.25	1.23	0.21	0.14	0.07
Tele mig Part	TMC P4	0	-0.15	44.7	58.0 8	-5.74	2.49	9.23	9.6	17.1 5	17.4 5	5.03	3.13	81.8 5	49.3 3	15.1 5	14.1 6	4.92	4.58	7.88	42.9 9	94.7 7	101. 24	101. 24	1.6	1.57	0.69	0.09	0.5
Elev a	ELE V3	0	-0.2	100	92.6 7	7.65	3.81	32.8	13.1 5	4.22	11.1 1	0.31	0.25	0	3.76	0.95	-2.18	0.29	-0.64	33	111. 84	561. 28	169. 71	0.94	1.03	0.37	0.4	0.18	
Unip ar	UNIP 6	0	-0.28	70.8	55.8 2	1.11	0.72	6.63	8.54 1	18.4 1	18.2 7	5.27	3.97	32.0 3	32.0 1	8.04	7.97	0.22	0.2	-8.97 4	30.2 4	143. 54	138. 72	0.58	0.58	0.92	1.1	1.21	
Petr oflex	PEF X5	0	-0.39	100	78.8 8	14.1 2	6.54	6.76	5.28 5	30.2 5	35.8 6	5.14	3	33.4 6	30.4 4	6.41	6.49	2.5	2.34	6	10.4 7	51.9 38	190. 6	246. 6	0.85	0.82	0.47	0.77	0.53
Bras kem	BRK M5	0	-0.47	63.0	53.2 9	11.3 2	9.61	10.5 6	16.3 6	14.3 5	15.7 4	4.09	1.93	52.9 4	28.5 1	4.79	4.19	1.73	1.47	-9.41 1	85.1 1	243. 73	352. 18	0.64	0.58	1.22	1.22	1.74	
Tele mar	TNL P4	0	-0.59	65.2	86.6 2	8.11	5.8	14.2 3	38.6 8	13.9 8	8.5	7.75	4.36	88.8 95	191.	6.65	4.3	2.92	1.79	52	152. 4	241. 73	250. 15	0.74	0.7	1.03	0.36	0.83	
Mun dial	MND L4	0	-1.45	96.1	70.9	1.16	0.5	-3.58	0.2	25.5 8	32.4 3	0	3.18	0	0	-9.81	11.0 5	-0.56	-0.56	29	-	314. 84	554. 66	0.74	0.67	0.48	-0.41	0.59	

FONTE: Economatica

## APÊNDICE 4: AMOSTRA 2007

Empresa	Código	Dummy Alta rent: 1	Baixa rent: 0	Rentabilidade 2007	IFR2006	Estoc2006	Momentos 2006	Oscil2006	P/L3 2006	Ren Pat(med) 2006	Médios 2006	Div Yld (fim) 2006	Pay Out 2006	MrgL 2006	LPA 2006	VLP 2006	Exig 2006	Liq 2006	Beta 2006	Beta 2006	Médios 2006								
Mangeis Incl	MGE L4	1		9.99	85.73	61.44	3.2	0.91	13.92	8.45	2.97	7.18	4.02	4.15	25.33	25.03	0.95	2.35	0.29	0.66	54.89	16.69	242.54	190.26	1.01	0.98	0.66	0.95	0.89
Joao Fortes	JFE N3	1		8.73	95.13	67.45	1.28	0.34	10.63	12.1	10.86	6.42	0.73	3.19	0	0	8.94	5.77	0.19	0.11	104.8	57.68	315.75	314.86	1.69	1.76	0.4	1.39	0.73
Globex	GLO B4	1		5.65	91.55	95.58	8.93	2.76	22.59	20.88	12.15	10.06	1.3	0.77	37.76	38.37	2.49	2.14	0.64	0.5	43.19	501.93	242.62	206.07	1.29	1.33	0.67	1.23	0.72
Fosfertil	FFTL 4	1		5.6	91.53	97.01	29.7	6.73	15.87	11.55	19.75	32.65	4.11	5.91	36.02	52.31	11.11	14.76	2.16	2.96	-	13.24	53.724	103.24	1.42	1.16	0.19	0.98	0.83
Magnesita	MAG S5	1		5.43	100	98.74	0.02	0	5.57	6.24	19.45	17.53	5.2	4.84	27.55	28.51	12.54	10.72	0	0	59.05	20.76	60.91	66.66	1.74	1.58	0.66	1.25	0.91
Eleva	ELE V3	1		4.77	91.39	84.18	6.63	2.71	-9.09	6.81	11.75	16.65	0	0.25	-3.13	-1.04	-3.32	-3.65	-0.96	-1.07	434.45	402.85	190.73	210.61	0.94	0.96	0.25	0.38	0.08
Kars ten	CTK A4	1		4.7	54.12	25.79	0.31	-0.39	-1.5	5.87	23.15	-2.7	0	4.15	0	29.62	-7.91	-0.97	-1.63	-0.18	806.45	286.8	134.06	133.06	1.23	1.27	0.25	1.29	0.29
Vigor	VGO R4	1		4.33	77.81	66.86	0.47	0.21	-7.33	53.2	-8.63	-1.28	2.12	1.28	0	72.2	-2.67	-0.51	-0.11	-0.02	313.71	507.2	246.27	248.41	0.58	0.63	0.58	-1.12	0.15
Forjas Taurus	FJTA 4	1		4.11	91.12	98.06	3.14	0.74	11.64	7.9	12.16	10.29	4.27	3.41	29.95	31.63	7.42	7.49	0.32	0.25	66.61	3.97	94.79	78.59	1.56	1.74	0.13	0.82	0.35
Sid Nacional	CSN A3	1		4.1	100	86.02	18.36	5.58	14.22	9.27	18.54	25.75	12.48	11.33	122.76	101.67	12.91	17.7	1.51	2.16	-41.63	22.03	308.68	285.87	0.52	0.56	1.06	0.49	1.37



Grazzioti n	CGR A4	1	3.86	97.3	92.9	30.9	9.84	9.77	7.03	16.3	16.0	4.45	9.12	43.4	56.9	10.4	9.99	3.79	3.54	44.2	33.1	40.2	42.5	2.81	2.67	0.28	0.76	0.34
AmInox Br	ACE S4	1	3.22	90.0	99.6	44.8	12.5	6.42	4.76	24.8	36.4	4.85	6.22	0	0	17.6	19.1	8.44	8.51	64.7	65.9	101.	59	1.2	1	0.66	0.84	0.74
loch p-Maxi on	MYP K4	1	2.84	97.8	78.6	16.4	6.93	16.7	15.4	23.3	29.3	3.04	1.56	39.4	36.8	4.63	4.7	1.09	1.13	372.	162.	198.	18	0.98	1	0.49	-0.04	0.33
Bard ella	BDL L4	1	2.55	87.8	94.0	40.0	9.77	10.1	0.39	5.14	2.3	9.83	16.1	99.9	33.3	4.09	1.93	6.89	3.19	447.	197.	59.4	77.1	2.05	1.83	0.52	1.27	0.53
Ran don Part	RAP T4	1	2.35	100	97.8	8.84	2.93	11.6	10.1	31	43.5	1.89	3.06	32.1	31.5	6.6	6.78	0.83	0.81	44.7	25.9	164.	232.	1.45	1.31	0.45	0.82	0.67
Vale Doce	VAL E5	1	2.34	100	98.5	22.7	7.43	10.1	10.1	42.5	43.6	2.12	2.79	23.9	39.2	29.6	27.9	2.78	2.15	22.5	42.5	214.	158.	0.43	0.58	0.41	0.96	1
Petr obra s	PET R4	1	2.33	99.1	99.6	19.2	7.64	8.35	7.03	29.4	31.6	4.2	4.48	30.4	29.6	16.3	16.7	2.95	2.56	14.1	115.	128.	31	0.8	0.79	0.98	0.96	0.97
Ferib asa	FES A4	1	2.17	79.9	64.7	22.1	1.86	9.76	7.09	6.25	13.2	5.3	6.04	27.7	26.1	8.03	12.8	2.9	5.23	27.4	19.9	8.68	13.3	8.44	6.45	0.34	0.76	0.72
Bras il Tele c	BRT O4	1	1.9	58.9	51.2	1.27	-0.29	13.8	7.58	7.84	2.33	5.82	8.11	95	16.3	4.2	1.42	0.79	0.25	240.	407.	189.	187.	0.75	0.69	0.77	2.03	1.25
EMA E	EMA E4	1	1.88	21.6	30.5	-3.88	-0.48	-2.77	6.31	-9.95	-5.03	0	0	0	0	65.6	30.2	-2.14	-1.11	48.6	196.	28.9	27.8	0.73	0.91	0.56	0.66	0.58
Whir Ipool	WHR L4	1	1.84	86.4	72.6	1.09	0.21	8.71	57.3	20.1	8.16	2.43	1.03	28.6	61.3	6.77	2.67	0.23	0.09	429.	329.	109.	170.	1.37	1.26	0.42	0.55	0.66
Gerd au Met	GOA U4	1	1.8	100	99.8	39.8	13.3	6.01	4.86	31.2	42.3	4.82	5.69	82.1	74.7	5.71	6.35	7.31	7.32	48.7	470.	491.	37	1.09	1.07	0.94	0.94	1.2
Alfa Inve st	BRIV 4	1	1.62	99.5	85.5	3.15	0.59	5.94	6.13	12.0	11.6	4.93	3.92	27.9	27.9	7.28	7.42	0.97	0.86	11.8	8.38	1190	1095	1.08	1.1	-0.3	-0.18	-0.2
Gerd au R4	GGB R4	1	1.5	100	96.3	31.1	10.6	8.03	6.41	32	42.3	3.67	4.31	38.0	35.0	12.2	13.2	4.35	4.27	50.5	170.	183.	2	1.08	1.05	1.1	1.19	1.4
Rossi Resi d	RSID 3	1	1.49	95.4	90.8	11.4	6.09	49.0	37.0	6.37	6.85	0.22	0.32	23.7	29.1	10.6	7.24	0.28	0.23	33.4	150.	38.0	149.	3.56	2.25	0.68	0.29	0.17
Usim inas	USI M5	1	1.45	100	91.0	31.3	9.99	6.9	4.62	26.2	46.7	5.78	7.44	33.7	32.7	20.2	25	5.1	6.38	41.7	82.1	125.	15	1.03	0.87	1.41	0.62	1.65
Rasi p Agro Lix	RSIP 4	1	1.45	80.1	59.0	0.18	0.01	19.3	0.51	10.6	5.3	0	1.25	32.4	26.7	11.5	5.04	0.02	0.01	575.	707.	45.4	5	1.64	1.73	0.46	-0.07	0.34
da Cun ha	LIXC 4	1	1.41	63.5	66.3	0.85	-0.28	26.1	12.8	1.2	-0.8	1.32	0.44	0	0	13.8	4.28	0.06	-0.04	40.2	1515	356.	340.	1.26	1.26	0.15	2.08	0.73

Bane	BEE	24.6	17.7	12.6	0.88	0.59	50.9	55.1	1514	1861	1.03	1.02	0.12	0.76	0.11
stes	S3	7	8	2	2.82	2.82	8	2	.28	.86	1.03	1.02	0.12	0.76	0.11
Ipira	DPI	99.7	102.	0.63	9.75	9.75	9	1	385.	385.	1.54	1.43	0.29	0.63	0.84
nga	4	9	96	0.63	9.75	9.75	9	1	65	8	1.54	1.43	0.29	0.63	0.84
Dis	4	9	96	0.63	9.75	9.75	9	1	65	8	1.54	1.43	0.29	0.63	0.84
Tran	TRP	97.6	63.6	26.5	4.29	4.29	2	5	39.2	31.5	0.98	1.23	0.85	0.8	0.94
Pauli	L4	2	7	1	4.29	4.29	2	5	9	4	0.98	1.23	0.85	0.8	0.94
st	4	2	7	1	4.29	4.29	2	5	9	4	0.98	1.23	0.85	0.8	0.94
Bras	BRT	124.	1112	2.35	8.24	8.24	24	5	237.	229.	0.9	0.83	0.58	1.82	1.08
ilT	P4	24	.71	6	8.24	8.24	24	5	16	88	0.9	0.83	0.58	1.82	1.08
Par	4	24	.71	6	8.24	8.24	24	5	16	88	0.9	0.83	0.58	1.82	1.08
Cesp	CES	0	0	-4.87	0	0	0	8	206.	149.	0.22	0.17	1.41	1.65	1.37
P5	P5	0	0	-4.87	0	0	0	8	16	44	0.22	0.17	1.41	1.65	1.37
Suza	SUZ	25.7	25.5	18.3	4.44	4.44	2	6	12.5	135.	0.56	0.66	0.4	1.07	0.73
no	B5	2	6	6	4.44	4.44	2	6	2	79	0.56	0.66	0.4	1.07	0.73
Pape	BBA	35.8	16.2	12.8	4.98	4.98	40	8	31.5	1327	1.05	1.05	1.22	1.16	1
I	S3	8	7	6	4.98	4.98	40	8	3	.16	1.05	1.05	1.22	1.16	1
Bras	Petr	65.7	63	4.99	6.69	6.69	7	7	58.1	123.	0.55	0.61	0.09	0.9	0.12
il	N4	7	63	6	6.69	6.69	7	7	7	81	0.55	0.61	0.09	0.9	0.12
o	4	7	63	6	6.69	6.69	7	7	81	53	0.55	0.61	0.09	0.9	0.12
Unia	AVIL	33.0	56.3	13.9	3.43	3.43	6	3	22.	299.	0.86	0.76	0.87	0.14	0.78
o	3	6	3	3	3.43	3.43	6	3	3	28	0.86	0.76	0.87	0.14	0.78
Acos	DXT	24.6	24.8	4.26	2.28	2.28	4	2	15.4	285.	1.13	1.03	0.5	-0.14	0.38
Vill	G4	4	2	6	2.28	2.28	4	2	9	55	1.13	1.03	0.5	-0.14	0.38
3	4	4	2	6	2.28	2.28	4	2	9	55	1.13	1.03	0.5	-0.14	0.38
Dixie	TRF	18.3	6.12	1.14	0	0	7	7	67.5	253.	1.24	1.18	0.35	1.45	0.62
Toga	O4	7	7	1.14	0	0	7	7	2	42	1.24	1.18	0.35	1.45	0.62
Traf	UGP	51.7	48.2	6.97	4.35	4.35	9	3	11.3	99.1	1.35	1.39	0.22	0.29	0.39
o	A4	9	3	5	4.35	4.35	9	3	5	9	1.35	1.39	0.22	0.29	0.39
Ultra	SDIA	31.5	32	7.11	3.04	3.04	8	8	42.4	208.	1.01	1.1	0.64	0.4	0.72
par	4	8	32	5	3.04	3.04	8	8	2	86	1.01	1.1	0.64	0.4	0.72
A4	4	8	32	5	3.04	3.04	8	8	2	86	1.01	1.1	0.64	0.4	0.72
Sadi	BBD	42.7	40.0	13.7	3.36	3.36	3	5	10.3	977.	1.09	1.08	1.09	1.24	0.98
a	C4	3	5	5	3.36	3.36	3	5	1	87	1.09	1.08	1.09	1.24	0.98
S/A	4	3	5	5	3.36	3.36	3	5	1	87	1.09	1.08	1.09	1.24	0.98
4	4	3	5	5	3.36	3.36	3	5	1	87	1.09	1.08	1.09	1.24	0.98
1.06	97.9	96.8	22.8	10.4	17.1	13.0	22.9	25.3	32.4	977.	1.09	1.08	1.09	1.24	0.98
1	4	2	7	1	2	3	5	6	7	87	1.09	1.08	1.09	1.24	0.98
0.99	62	2	6.16	5.44	11.4	17.9	17.9	3.12	0	410.	0.67	0.66	1.46	0.86	0.99
0.96	79.5	94.6	27.9	3.14	12.9	11.1	14.1	16.4	11.4	108.	0.69	0.67	0.18	0.06	0.48
0.95	89.2	87.3	26.0	5.25	14.1	13.9	49.4	46.1	18.9	125.	1.44	1.48	0.48	1.41	1.08
0.91	90.7	96.5	14.6	5.82	6.22	5.14	22.2	26.1	3.04	105.	1.4	1.32	0.72	0.91	0.98
0.9	100	100	68.4	25.8	23.9	32.2	14.3	11.2	3.05	82.6	0.72	0.63	0.5	0.13	0.37
0.89	90.2	98.6	30.9	12.2	6.85	5.24	32.7	57.6	5.55	545.	0.76	0.65	0.63	-0.46	0.63
3	3	1	1	3	3	4	5	5	1.82	62	0.76	0.65	0.63	-0.46	0.63



Tele mar P4	TNIL		0.45	56.8	59.0	4.18	2.17	9.11	15.2	15.4	12.8	7.35	5.9	25.1	97.8	7.76	6.38	3.43	2.75	17.5	108.	210.	240	0.86	0.77	0.92	1.47	0.92
Eter nit R3	ETE R3		0.42	100	98.7	4.91	1.42	12.2	8.81	16.6	14.9	5.1	13.6	108.	94.7	10.7	10	0.53	0.49	12.1	11.4	45.2	39.5	2.35	2.44	0.5	1.31	0.79
Petr oflex X5	PEF X5		0.4	91.1	71.1	12.5	4.9	22.7	11.5	6.28	26.4	3.96	4.32	53.7	46.4	1.69	5.21	0.65	1.98	73.8	-7.34	189.	208.	0.83	0.83	0.55	0.91	0.63
Sabe sp P3	SBS P3		0.39	93.8	91.7	25.3	7.87	10.7	8.21	8.9	8.68	3.25	6.24	34.7	34.9	14.0	14.4	3.42	3.16	10.0	6.76	99.5	105.	0.41	0.36	0.94	0.03	0.74
Amp la Ener g	CBE E3		0.39	74.7	88.8		0	27.3	38.6	13.8			0	23.7	13.4	8.66	5.34	0	0	51.4	164.	199.	236.					
Cop el	CPL E6		0.34	69.1	93.2	8.86	5.69	5.51	7.93	20.9	12.6	1.88	1.77	22.6	24.7	23.0	14.3	4.54	2.58	147.	100.	92.9	92.9	0.92	0.88	1.25	0.9	1.06
Banr isul	BRS R5		0.21	100	100	8.66	2.86	9.54	5.8	29.6	31.7	5.09	9.81	58.0	49.8	10.9	11.3	1.06	0.99	2.76	8.35	1108	1107	1.08	1.07	0.82	0.66	0.34
Vivo	VIVO 4		0.17	30.6	18.7	10.2	-3.78	768.	248.	0.26	13.8	0	0	102.	-2.06	0.15	-6.23	0.01	-0.8	100.	31	109.	246.					
Coel ce E5	COC E5		0.12	95.3	98.8	14.6	5.77	5.98	9.8	39.3	20.9	4	8.83	42.1	103.	17.6	10.7	3.83	2.24	57.7	46	221.	185.	0.65	0.68	0.74	-0.2	0.33
Eletr obra	ELE T6	0	0.07	85.2	82.3	12.0	3.59	23.2	20.8	1.51	1.58	5.65	6.25	47.8	40.5	5.91	5.7	1.03	1.03	19.1	97.0	62.0		0.89	0.82	1.49	1.62	1.35
Arac rur Z6	ARC Z6	0	0.07	97.7	91.0	9.5	1.79	11.7	9.92	25.6	30.2	3.6	4.97	42.1	40.2	29.8	32.0	1.12	1.09	-1.08	10.1	98.8	127.	0.65	0.56	0.14	0.15	0.52
Alpa rgata s	ALP A4	0	0.03	100	98.0	119.	47.3	18.1	11.1	17.9	21.0	2.24	4.06	39.8	37.1	9.32	9.79	7.14	7.07	20.9	25.1	39.7	67.2	2.37	1.92	0.56	0.57	0.58
Emb ratel Part P4	EBT P4	0	-0.02	47.2	74.1	0	0	65.8	32.9	1.44	-0.95	4.37	1.46	181.	92.9					39.3	57.9	94.0	103.	0.78	0.79	1.34	0.11	0.43
Cemi g	CMI G4	0	-0.02	96.6	95.7	23.6	9.78	9.9	8.4	23.3	23.7	10.1	6.62	80.3	77.9	17.7	20.4	3.46	3.43	-14.2	15.3	208.	172.	0.73	0.77	1.07	1.08	0.73
Bras kem	BRK M5	0	-0.07	60.2	43.2		0.02	52.7	26.8	2.29	12.8	1.03	2.28	65.3	49.5	0.78	3.75	0.28	1.31	83.5	16.6	278.	259.	0.63	0.63	1.16	0.15	1.13
Tupy	TUP Y3	0	-0.13	55.6	73.3	0	0	13.4	9.22	14.5	14.6	0	0.8	0	9.32	2.15	-1.53	0	0	126.	262.	741.	53	0.63	0.66	0.42	-0.51	-0.16
Iener gia	IENG 5	0	-0.16	72	84.5	0.44	0.14	-5.43	292.	15.5	-2.8	0	0	0	0	193.	-43.3	-0.13	-0.03	7057	2351	131.	136.	1.65	1.63	0.73	2.04	1.54
Tele sp P4	TLP P4	0	-0.25	100	100	35.5	10.5	9.84	10.1	27.0	23.0	11.6	13.7	111.	133.	19.2	17.7	5.57	5.05	7.76	20.6	71.0	73.4	0.79	0.73	0.55	0.47	0.55
P.Ac ucar-CBD	PCA R4	0	-0.25	92.8	61.8	13.9	3.94	99.7	51.6	1.88	5.84	0.76	0.86	23.7	23.9	0.62	1.83	0.38	1.04	66.7	11.1	141.	151.	0.99	0.89	0.81	0.87	1
M G Polie st	RHD S3	0	-0.28	71.0	62.5	0.16	0.02	178.	61.4	-0.98	4.5	0	0	0	21.4	-0.31	0.96	0	0.01	86.8	-24.6	243.	35	1.01	0.91	-0.27	1.51	1.01

La Fonte Par Mari sol Sao Carlos	MLF T4	91.7 2	60.3 2	0.59	0.33	24.2 7	42.4 2	7.16	4.95	0.32	1.12	118. 16	834. 82	2.19	1.4	0.04	0.03	33.6 6	170. 51	529. 25	628. 23	0.88	0.82	0.29	1.38	0.62
	MRS L4	92.6 6	51.8 7	2.98	1.38	15.9 9	10.2 9	17.4 1	13.9	0	4.06	23.7 5	33.7	8.12	9.36	0.25	0.28	0.08	16.1 1	70.8 2	70.2 4	1.64	1.63	0.31	0.01	0.36
	SCA R3	100	89.1 2	16.1 8	4.79	73.0 9	54.4 6	-2.95	-2.32	3.36	1.54	185. 61	61.8 7	21.4 5	21.4 2	-0.27	-0.19	36.5 6	18.4 1	86.1 7	53.3 6	0.71	1.88	0.81	3.11	1.88
Elektro I	ELE K4	96.4 4	46.6 2	23.5 5	8.9	52.8 4	27.0 2	5.78	15.7 2	0.56	1.45	29.5 1	30.3 6	2.62	6.42	0.6	1.41	56.3 3	12.0 7	67.5 5	70.3 5	1.32	1.28	0.19	0.66	0.46
Meta Leve Cote mina s	LEV E4	84.5 3	89.5 1	28.5	6.06	11.3 3	10.2 7	24.0 8	25.6 7	23.1 6	14.3 4	50.6 23	140. 23	6.7	8.5	3.31	4.19	-0.77	13.9 8	127. 62	114. 98	1.09	1.17	0.29	0.04	0.35
Tim Part S/A Bane se	CTN M4	70.1 4	81.3 5	6.96	-0.15	30.5 8	17.9	2.77	6.92	2.12	3.1	71.5 5	45.7 8	1.34	7.06	0.41	0.9	51.2 6	29.4 2	154. 52	88.2 6	1.38	1.56	0.26	1.06	0.69
	TCS L4	87.3 5	80.7 4	4.05	1.86	57.4 5	11.2 9	-5.67	9.71	0.96	2.1	149. 42	29.3 5	-2.98	7.02	-0.13	0.23	128. 53	32.3 1	80.0 6	72.5 8	0.77	1.33	0.76	1.95	0.94
	BGIP 4	99.9 1	98.5 1	31.3	4	6.32 4	4.75 3	53.2 3	34.0 1	15.6 6	21.2 5	95.8 8	89.4 4	23.0 5	16.3 4	5.29	3.41	74.1 3	35.6 9	1263 .83	1055 .61	1.05	1.06	0.55	0.61	0.49
Guar arap es	GUA R3	100	92.6 4	100. 17	44.1 6	34.1 1	32.6 1	20.0 2	15.2	0.28	0.6	24.6 6	24.6 4	11.9 1	9.22	3.12	2.11	146. 91	91.1 5	57.8 5	59.0 1	1.51	1.57	0.62	1.23	1

FONTE: Ecnomática

## APÊNDICE 5: DADOS AMOSTRAIS PARA ESTIMAÇÃO 2008

Empr esa	Codi go Bolsa	IFR 2 007 5 anos  moed a orig	Estoc  5 anos  Linha %K e m moed a orig	Mom ent 5 007 5 anos  moed a orig	OscM M 20 07 2  5 em moed a orig	P/L 3 1 Dez 07 e m moed a orig	RenP at (me d) Dez 2007  em moed a orig	Div Yid (fim)  3 Dez 07 e m moed	Médi a 3 anos Div Yid 2007	Pay Out D ez 2007  no exerc íciolc	Médi a 3 anos Pay Out 2007	MrgLi q Dez 2007  no exerc íciolc	Médi a 3 anos MrgLi g 2007	LPA  Dez 2007  em moed a orig	VLPA  Dez 2007  em moed a orig	Médi a 3 anos VLPA 2007	Exig/ PL D ez 2007  cons olid:s im*	Médi a 3 anos Exig/ PL 2007	LiqG er Dez 2007  cons olid:s im*	Médi a 3 anos LiqG er 2007	Beta  Dez0 7 60 mese slem moed a orig	Beta  Dez0 7 12 mese slem moed a orig	Médi a 3 anos Beta1 2 mese s 2007
Acos Vill	AVIL3	100	89.46	0.85	0.32	9.1	48.85	3.51	11.27	31.16	46.11	15.89	14.58	0.1	26.26	10.87	133.2	230.5	1.05	0.88	1.1	0.61	0.56
AES Tiete	GETI 4	100	89.06	14.54	5.4	10.41	124.7	10.58	10.23	100.0	98.99	41.61	43.82	1.6	-0.82	32.38	399.6	413	0.63	0.62	0.01	-0.09	0.12
Alfa Finan c	CRIV 4	100	66.68	2.94	0.82	6.86	14.2	4.59	4.86	27.95	27.97	12.99	13.51	0.57	1.14	8.95	524.8	452.3	1.18	1.22	0.02	0.77	0.24
Alfa Inves t	BRIV 4	99.75	67.83	5.77	1.65	6.06	16.66	3.22	4.28	27.95	27.96	11.97	8.78	1.49	53.46	27.51	1263.	1183.	1.08	1.09	-0.06	0.68	-0.04
Alpar gatas	ALPA 4	100	72.61	119.2	52.69	18.66	14.68	2.31	2.89	39.48	37.53	9.32	10.27	6.86	-3.92	18.16	51.99	55.16	1.52	1.89	0.57	0.98	0.79
Am Inox Br	ACES 4	94.25	99.46	85.4	29.11	8.91	27.61	2.95	6.49	0	0	19.27	18.48	10.85	28.48	7.2	58.49	69.45	1.38	1.18	0.41	-0.04	0.71
Amaz onia	BAZA 3	94.18	42.15	0.87	0.27	16.66	10.28	4.43	7.24	37.16	50.33	29.28	32.04	0.06	7.54	31.18	240.3	205.3	1.35	1.42	0.79	1.92	1.18
Amb ev	AMB V4	100	84.41	89	29.65	28.12	15.35	2.62	3.27	68.38	72.97	14.33	13.32	4.58	3.89	33.79	103.6	85.74	0.69	0.67	0.51	0.96	0.61
Aracr uz	ARCZ 6	97.16	88.17	7.52	2.4	12.77	20.48	3.65	4.12	47.68	43.44	27.09	30.6	1.01	-9.38	-0.55	85.24	103.3	0.64	0.62	0.44	0.57	0.51
Bane stes	BEES 3	95.39	38.37	11.96	4.77	12.63	41.81	2.03	3.15	24.04	24.17	18.62	15.71	1.06	20.04	52.07	1516.	1632.	1.04	1.03	-0.12	0.25	0.43
Banri sul	BRS R5	100	34.47	10.3	4.58	5.13	44.84	4.39	9.14	23.75	49.51	31.64	18.01	2.24	112.0	43.64	633.5	958.1	1.15	1.1	0.56	2.49	1.14
Bard ella	BDLL 4	96.22	74.78	118.3	39.94	23.6	4.7	0	8.74	92.56	51.64	3.29	2.14	6.31	-8.39	98.96	115.9	1.51	1.73	0.71	1.21	0.94	
Brad esco	BBD C4	100	90.18	32.54	11.96	14.09	29.13	2.6	2.71	35.24	37.36	19.25	16.28	2.65	57.08	40.49	1023.	992.3	1.09	1.09	0.93	1.19	1.11
Brad espar	BRAP 4	100	83.78	43.89	15.39	15.34	30.96	1.65	3.05	35.03	35.04	29.58	24.05	3.1	41.92	109.8	117.7	0.44	0.56	1.08	1.16	1.31	

Brasi I	BBAS 3	100	93.82	27.72	9.6	15.28	10.71	22.47	27.15	2.75	4.29	40	38.69	12.41	13.72	1.99	2.05	-	19.93	1374.52	1367.85	1.05	1.06	0.65	0.83		
Brasi IT Par	BRT P 4	93.48	85.54	12.22	3.53	14.05	60.93	12.76	7.06	3.95	9.18	2	1122.58	6.07	3.45	1.85	1.02	42.72	540.88	232.21	238.78	1	0.9	0.63	0.09	0.79	
Brasi Telecom	BRT O4	83.1	93.96	9.28	2.3	12.53	2.82	14.36	5.71	4.13	8.42	95	-5.44	7.21	2.8	1.46	0.56	84.39	38.56	179.34	191.02	0.86	0.76	0.81	0	0.85	
Bras kem	BRK M5	63.15	41.74	11.36	-3.93	11.38	24.88	10.88	9.17	1.1	2.07	55.32	57.87	3.1	2.89	1.27	1.09	344.43	83.83	262.98	261.58	0.59	0.62	1.33	0.39	0.59	
Cemi g	CMIG 4	99.26	72.46	24.37	7.61	9.11	8.9	21.81	24.31	7.67	7.46	50	77.91	16.94	19.67	3.5	3.67	0.97	10.48	189.23	191.33	0.78	0.76	0.99	0.61	0.7	
Cesp	CESP 5	95.15	88.81	25.87	7.75	60.53	-0.47	1.74	-0.8	0	0	0	0	8.19	-2.73	0.55	-0.55	250.88	91.01	90.29	119.95	0.24	0.2	1.53	0.89	1.28	
Coelc e	COC E5	100	75.77	16.06	7.12	6.84	6.22	30.01	29.84	13.49	11.57	100	105.14	14.38	14.66	3.14	3.13	17.94	152.52	203.12	217.29	0.59	0.65	0.54	0.3	0.41	
Com gas	CGA S5	100	78.76	33.51	10.11	10.62	10.02	41.66	40.28	7.65	8.93	78.41	71.59	13.79	13.62	3.7	3.31	3.65	23.19	191.35	188	0.35	0.37	0.83	0.74	0.65	
Conf ab	CNFB 4	100	82.41	4.71	1.73	8.59	10.81	31.79	32.33	2.07	2.66	32.92	29.18	13.77	12.61	0.67	0.55	183.65	532.19	97.78	98.35	1.67	1.62	0.63	0.45	0.56	
Cope I	CPL 6	92.27	68.83	17.18	7.03	6.63	7.31	16.26	15.56	4.02	2.65	24.2	23.76	20.41	17.95	4.04	3.47	-	10.95	56.89	70.81	85.78	1.05	0.94	1.01	0.46	0.81
Cote mina	CTN M4	46.26	19.62	-1.01	0.03	-4.67	12.89	-16	-2.35	1.26	2.55	-0.06	35.2	-6.82	0.67	-2.21	-0.32	640.2	244.59	161.95	128.25	1.49	1.46	0.7	1.82	1.09	
Dixie Toga	DXT G4	84.5	78.36	2.89	0.69	22.02	13.57	13.43	16.82	1.49	2.26	24.83	24.68	3.74	4.08	0.14	0.16	19.88	1.22	238.38	262.75	1.28	1.12	0.64	-0.45	-0.18	
Durat ex	DUR A4	100	69.83	38.52	15.92	17.62	15.47	21.75	17.88	2.65	2.07	48.47	38.77	19.09	15.02	2.47	1.9	19.63	35.37	71.27	75.57	1.2	1.09	0.82	2.38	1.46	
Elele iroz	ELEK 4	77.07	32.92	17.18	4.43	10.35	27.5	19.71	13.25	2.85	1.32	29.52	30.59	8.21	5.8	2.27	1.41	279.53	61.35	60.31	66.67	1.58	1.38	0.41	1.36	0.79	
Elekt ro	EKTR 4	93.98	58.86	21.54	6.62	10.36	7.46	43.56	61.94	16.87	10.79	95	94.15	20.7	24.16	2.41	2.8	-6.93	13.51	146.42	194.32	0.79	0.86	0.26	0.61	-0.08	
Eletr obras	ELET 6	93.83	71.43	14.13	3.27	16.75	21	1.96	1.6	6.86	6.47	48.65	47.37	6.89	5.83	1.37	1.09	33.28	8.05	50.79	55.49	1.01	0.91	1.46	1.46	1.44	
Eletr opaulo	ELPL 5	100	82.13	25.02	5.26	7.37	-1.28	25.83	11.65	13.56	4.52	4	45.09	9.99	4.08	4.26	1.8	90.86	993.15	265.84	381.17	0.62	0.65	1.16	0.73	0.66	
Eleva	ELEV 3	97.26	96.03	23.82	6.25	4	2	1.02	-2.17	0	0.1	0	-1.04	0.22	-0.72	0.08	-0.2	108.12	71.66	237.52	199.18	0.91	0.93	0.26	1.06	0.61	
EMA E	EMA E4	83.6	79.35	6.35	1.92	-5.61	-3.95	11.39	-9.17	0	0	0	0	84.64	-59.7	-2.2	-1.92	-2.98	243.26	35.91	30.6	0.54	0.74	0.74	-0.07	0.29	
Embratel Part	EBTP 4	68.06	72.27	0	0	8.05	37.48	10.97	5.11	4.59	2.99	41.52	110.46	9.75	4.45	0	0	678.65	252.22	81.45	81.26	0.8	0.82	0.86	2.02	0.83	
Etern it	ETER 3	100	56.88	5.45	2.44	11.71	10.11	18.88	16.67	8.09	12.43	89.47	94.68	10.88	10.48	0.61	0.54	14.79	10.03	50.44	44.76	2.18	2.32	0.53	1.87	1.22	
Eucat ex	EUC A4	93.02	99.88	7.83	2.82	12.07	5.82	15.62	17.97	0	0	0	0	11.04	-0.64	0.74	-0.04	145.78	41.14	116.18	422	0.44	0.43	-0.31	0.79	-0.17	
Fosfe rtil	FFTL 4	96.06	100	70.87	19.12	19.07	15.27	32.98	26.34	0.93	4.57	58.44	50.33	18.33	14.17	4.18	2.94	93.88	13.1	77.18	80.46	1.44	1.3	0.33	-0.28	0.37	
Fras-	FRAS	82.29	83.42	5.49	0.69	11.48	11.43	23.03	25.53	3.07	2.69	32.87	33.27	9.77	9.7	0.6	0.56	0.55	3.51	91.21	92.35	1.41	1.37	0.04	-0.21	0.04	

Le 4	GLO B4	99.72	100	35.2	11.19	55.3	32.7	12.72	11.31	0.61	0.64	48.16	42.66	2.59	2.32	0.72	0.6	12.35	20.73	288.18	239.76	1.25	1.3	0.6	-0.36	0.35
Grazz iotin A4	CGR A4	100	88.76	84.55	29.11	16.07	10.9	20.64	16.29	1.77	5.99	28.49	50.85	12.33	10.24	5.54	3.98	46.28	17.66	40.67	41.99	2.84	2.74	0.21	-0.44	0.06
Iener gia INEP 4	IENG 5	74.23	39.84	0.47	0.27	70.04	266.24	-1.15	-5.57	0	0	0	0	12.71	68.71	-0.01	-0.05	93.25	23528.54	123.32	119.87	1.7	1.72	0.99	1.03	1.31
Inepa r 4	INEP 4	79.37	97.29	33.67	8.96	13.49	3.92	13.07	5.19	0	0	0	0	2.26	0.97	2.89	1.18	86.44	82.21	1357.45	1486.62	1.03	1.02	0.83	2.76	1.32
Maxi on K4	MYP K4	99.23	92.15	36.24	9.39	27.5	19.41	25.16	27.72	1.18	1.96	37	38.61	5.61	5.02	1.36	1.27	25.29	15.77	176.73	177.44	1	0.99	0.48	0.49	0.16
Ipiran ga Dis 4	DPPi 4	100	77.91	33.2	11.17	7.06	5.45	20.48	22.51	0	6.53	32.85	78.93	5.09	2.16	5.53	5.29	9.9	9.22	23.18	255.89	4.47	2.47	0.47	0.94	0.83
Ipiran ga Pet 4	PTIP 4	100	77.62	22.64	7.24	7.06	5.98	22.59	23.61	0	5.42	32.41	36.59	1.66	1.6	3.59	3.24	17.54	6.44	86.87	95.6	1.47	1.39	0.62	0.89	0.95
Ipiran ga Ref	RPI4	100	81.32	44.69	14.17	21.67	11.42	30.63	33.61	1.31	1.75	10.06	14.41	24.49	10.75	6.93	5.72	24.88	2.57	23.15	306.33	2.24	1.2	0.65	0.55	0.44
Itaub anco 4	ITAU 4	100	86.71	37.47	13.06	12.87	15.4	32.26	29.95	2.27	2.09	33.45	40.05	26.37	22.25	3.54	2.57	96.44	38.27	917.92	859.92	1.1	1.1	0.77	0.99	0.82
Itaus a 4	ITSA 4	100	83.03	9.21	3.41	10.39	9.45	27.97	30.78	2.47	2.82	75.59	72.07	28.43	28.34	1.03	0.93	11.86	34.05	1814.78	1624.0	1.11	1.11	0.81	0.83	0.73
Itaute c 3	ITEC 3	64.13	31.64	21.01	0.75	6.76	9.85	26.03	18.56	3.55	2.63	26.88	28.8	6.6	4.38	8.63	5.64	100.85	71.55	152.82	144.39	1.42	1.46	0.83	1.26	1.08
Karst en 4	CTKA 4	82.87	83.65	6.7	1.17	11.82	8.2	11.69	-2.82	3.61	2.66	41.04	29.69	4.07	-0.91	0.76	-0.21	146.58	244.38	115.98	125.31	1.37	1.31	0.21	1.13	0.67
Klabi n S/A 4	KLBN 4	88.17	83.7	5.67	1.19	9.6	10.74	23.89	19.41	4.9	4.7	47.15	50.51	22.22	17.03	0.69	0.51	32.59	18.2	192.19	150.07	0.7	0.93	0.66	1.33	1.05
La Fonte Par 4	MLFT 4	81.65	46.81	0.51	0.18	2.46	19.21	45.79	19.75	1.26	0.53	24.98	173.86	17.25	7.04	0.36	0.15	736.24	378.84	432.57	505.47	1.01	0.9	0.29	1.52	1.09
Leco 4	LECO 4	100	43.6	0.81	0.28	1	108.51	-	-0.23	0	0.68	0	9.92	-0.43	-0.3	-0.01	0	77.457	274.87	104.29	86.679	0.91	0.86	0.44	2.5	1.2
Light S/A 3	LIGT 3	59.67	55.54	8.76	0.26	5.41	-2.21	51.58	21.7	8.89	2.96	18.89	6.3	21.58	7.93	5.29	2	571.11	193.28	234.91	371.45	0.78	0.7	1.37	1.84	1.42
Lix da Cunha 4	LIXC 4	71.15	50.07	1.66	0.72	17.65	20.69	3.69	1.92	0	0.44	0	0	63.75	29.36	0.19	0.1	217.96	125.95	373.72	356.55	1.25	1.26	0.19	-0.9	0.61
Lojas Americ 4	LAME 4	100	75.17	14.76	5.48	110.05	69.35	33.19	48.45	0.61	1.09	97.12	73.41	1.8	3.81	0.14	0.19	-16.2	40.31	1645.01	1227.45	0.83	0.9	1.09	1.7	1.2
M G Polie st S3	RHD S3	65.85	31.82	0.13	0.02	19.16	70.31	22.52	-10.2	0	0	0	29.49	-6.46	-2.96	-0.01	-0.01	615.46	-	291.62	270.47	0.71	0.87	0.74	0.67	1.07
Magn esita S5	MAG S5	100	97.71	0.04	0.01	17.73	10.16	13.39	15.58	1.73	3.76	29.26	28.86	9.05	9.97	0	0	22.53	6.12	47.71	59.15	2.08	1.78	0.6	-0.25	0.68



Mangels Indl	MGE L4	96.99	97.59	19.86	5.29	9.93	10.1	19.15	9.67	0.36	3.59	23.75	24.52	5.91	3.06	2.14	1.03	626.41	178.19	217.94	206.7	1.01	0.99	0.45	-0.63	0.39
Marcopolo	POM O4	95.84	76.34	5.6	2.36	12.21	10.38	23.45	22.03	4.66	4.99	56.71	49.96	6.21	5.98	0.59	0.5	9.46	17.67	245.4	198.0	1.23	1.32	0.43	0.8	0.62
Marisol	MRS L4	74.14	34.22	2.11	1.1	33.33	19.91	4.43	11.22	2.08	1.98	41.62	35.19	2.95	6.48	0.09	0.2	65.81	30.42	72.74	70.12	1.59	1.62	0.35	0.3	0.53
Merc Invest	BMIN 4	100	31.5	0.47	0.18	23.69	20.05	9.84	9.39	1.75	1.86	35.18	37.94	24.07	38.83	0.02	0.02	19.89	-9.82	132.37	114.55	1.75	2.36	0.22	1.42	0.66
Metal Leve	LEVE 4	76.29	62.03	21.46	3.68	9.32	10.51	22.25	22.46	5.02	14.78	35.66	120.45	6.48	6.69	3.49	3.38	5.43	13.04	132.54	134.88	0.99	1.02	0.27	-0.57	-0.05
Mundial	MND L4	73.28	40.8	1.01	0.05	31.49	13.64	2.39	-6.1	0	1.06	62.53	33.95	1.16	-2.26	0.07	-0.13	37.14	50.97	409.91	541.18	0.79	0.77	0.38	2.48	0.49
Nord Brasi	BNB R4	89.77	46.54	0	0	13.26	9.75	14.15	13.26	4.52	3.58	52.68	39.33	14.24	11.22	0	0	8.39	13.57	782.56	774.99	1.11	1.11	0.62	0.56	0.65
P.Acar-CBD	PCA R4	73.93	50.74	8.1	0.35	36.87	56.87	4.28	4.12	0.27	0.7	23.75	23.88	1.42	1.32	0.92	0.81	146.16	16.27	154.35	150.75	0.93	0.95	0.86	-0.15	0.6
Petrobras	PETR 4	100	97	39.48	13.23	18.03	11.06	20.35	27.8	1.54	3.2	30.59	30.42	12.61	15.45	2.45	2.7	-17	8.35	103.09	117.3	0.69	0.75	1.01	1.04	1.06
Petroflex	PEFX 5	92.11	82.72	14.34	2.43	8.34	12.61	16.06	17.53	2.97	4.02	27.83	38.35	4.91	4.34	1.98	1.71	202.85	39.51	146.82	175.46	0.91	0.86	0.58	0.21	0.63
Petroq Uniao	PQU N4	76.01	82.49	9.4	1.38	8.48	9.64	20.66	17.4	5.88	7.15	51.5	63.43	5.48	4.5	1.64	1.28	16.41	13.33	165.93	134.11	0.49	0.56	0.06	0.3	0.4
Randon Part	RAPT 4	100	83.3	16.09	4.63	15.94	12.43	30.19	33.81	1.9	2.62	31.92	31.93	6.85	6.52	1.08	0.9	31.03	10.27	188.97	201.32	1.32	1.34	0.66	1.2	0.83
Rasip Agro	RSIP 4	90.43	42.5	0.49	0.15	48.26	11.11	6.32	4.9	1.29	0.43	32.64	21.68	5.71	4.97	0.02	0.01	37.55	133.85	79.88	57.54	1.26	1.54	0.41	0.65	0.52
Rossi Resid	RSID 3	100	75.22	21.04	7.93	27.06	42.29	11.67	8.37	0.29	0.42	23.75	23.76	17.92	11.18	0.84	0.44	201.89	79.97	89.85	99.72	2.09	2.45	0.98	2.22	0.89
Sabesp	SBSP 3	100	80.96	32.54	12.68	8.94	8.27	11.15	10.19	2.87	4.85	28.68	34.56	17.56	16.38	4.6	3.94	34.64	31.12	90.75	98.63	0.46	0.41	0.89	-0.16	0.27
Sadia S/A	SDIA 4	100	79.92	8.92	2.12	9.88	9.74	25.67	24.87	1.64	2.97	29.98	30.73	7.99	7.48	1.02	0.85	84.14	30.68	181.11	194.21	0.97	1.03	0.92	1.18	0.92
Sane parao	SAPR 4	94.42	78.56	1.67	0.56	7.25	6.04	6.44	8	4.12	5.2	27.99	28.01	12.88	15.17	0.38	0.42	11.37	-9.29	74.37	77.92	0.3	0.31	0.73	0.61	0.49
Sao Carlos	SCA R3	83.85	59.46	12.13	7.36	14.85	30.54	13.36	2.57	0	1.12	23.75	53.95	41.14	-2.62	1.11	0.22	517.45	126.41	105.31	77.4	0.39	1.1	1.13	0.24	1.95
Sarai va Livr	SLED 4	100	92.66	27.1	10.68	14.07	12.82	27.31	28.87	1.42	1.87	26.91	28.2	9.57	8.8	2.49	1.91	51.08	58.23	85.54	94.58	1.89	1.83	0.39	-0.63	0.24
Setg Sids	SGE N4	76.58	54.48	0	0	90.32	27.05	0.51	0.71	0	0	0	0	18.17	4.77	0	0	126.96	18.45	56.77	49.3	3.63	3.25	0.09	-0.58	0.52
Nacional Souza	CSN A3	100	98.43	48.96	14.54	13.83	11.51	42.77	30.62	3.67	10.83	72.37	87.05	25.54	19.48	3.8	2.63	151.2	39.37	258.68	281.69	0.54	0.54	1.09	0.56	0.92
Souza	CRU Z3	91.65	76.15	35.67	9.49	16.23	14.38	55.78	49.22	7.94	6.92	115.93	105.23	18.74	18.92	2.97	2.64	10.19	7.93	105.26	124.48	1.49	1.46	0.72	1.08	1.07



## APÊNDICE 6: RESULTADOS ESTIMAÇÃO FUNÇÃO 2004

### Casewise Statistics

	Case Number	Actual Group	Highest Group	P(D>d   G=g)	p	df	P(G=g   D=d)	Squared Mahalano bis Distance to Centroid	Second Highest Group	P(G=g   D=d)	Squared Mahalano bis Distance to Centroid	Discriminant Scores
		Predicted Group	Group						Group			
Original	1	1	0**	,530		1	,570	,394	1	,430	,956	-,175
	2	1	1	,846		1	,832	,038	0	,168	3,240	,997
	3	1	1	,348		1	,942	,881	0	,058	6,473	1,741
	4	1	1	,628		1	,888	,234	0	,112	4,367	1,287
	5	1	0**	,558		1	,586	,343	1	,414	1,040	-,217
	6	1	1	,888		1	,743	,020	0	,257	2,146	,662
	7	1	1	,329		1	,946	,953	0	,054	6,665	1,779
	8	1	1	,906		1	,750	,014	0	,250	2,213	,685
	9	1	1	,826		1	,838	,048	0	,162	3,331	1,022
	10	1	1	,522		1	,565	,409	0	,435	,933	,163
	11	1	1	,633		1	,628	,228	0	,372	1,274	,326
	12	1	0**	,463		1	,527	,539	1	,473	,759	-,068
	13	1	1	,720		1	,671	,129	0	,329	1,554	,444
	14	1	1	,245		1	,959	1,352	0	,041	7,664	1,966
	15	1	1	,128		1	,977	2,315	0	,023	9,778	2,324
	16	1	0**	,664		1	,644	,188	1	,356	1,372	-,369
	17	1	1	,502		1	,914	,452	0	,086	5,188	1,475
	18	1	1	,694		1	,659	,155	0	,341	1,470	,410
	19	1	1	,467		1	,530	,530	0	,470	,770	,075
	20	1	1	,467		1	,921	,528	0	,079	5,440	1,530
	21 ungrouped		0	,786		1	,701	,074	1	,299	1,780	-,532
	22 ungrouped		1	,559		1	,903	,341	0	,097	4,796	1,387
	23 ungrouped		1	,785		1	,849	,074	0	,151	3,528	1,075
	24 ungrouped		1	,795		1	,846	,068	0	,154	3,482	1,063
	25 ungrouped		1	,507		1	,913	,440	0	,087	5,147	1,466
	26 ungrouped		1	,267		1	,956	1,233	0	,044	7,375	1,913
	27 ungrouped		1	,707		1	,665	,141	0	,335	1,512	,427
	28 ungrouped		1	,746		1	,683	,105	0	,317	1,644	,480
	29 ungrouped		1	,718		1	,670	,130	0	,330	1,549	,442
	30 ungrouped		0	,781		1	,850	,078	1	,150	3,550	-1,081
	31 ungrouped		1	,559		1	,903	,342	0	,097	4,799	1,388
	32 ungrouped		0	,819		1	,715	,052	1	,285	1,896	-,574
	33 ungrouped		1	,609		1	,892	,262	0	,108	4,482	1,314
	34 ungrouped		1	,857		1	,731	,033	0	,269	2,031	,622
	35 ungrouped		1	,819		1	,840	,052	0	,160	3,363	1,031
	36 ungrouped		0	,730		1	,676	,119	1	,324	1,590	-,458
	37 ungrouped		0	,831		1	,836	,045	1	,164	3,307	-1,016
	38 ungrouped		1	,168		1	,971	1,897	0	,029	8,898	2,180
	39 ungrouped		1	,848		1	,727	,037	0	,273	1,999	,611
	40 ungrouped		1	,927		1	,808	,008	0	,192	2,879	,894
	41 ungrouped		1	,801		1	,845	,063	0	,155	3,449	1,054
	42 ungrouped		1	,346		1	,943	,888	0	,057	6,491	1,745
	43 ungrouped		1	,664		1	,644	,189	0	,356	1,372	,368
	44 ungrouped		1	,953		1	,800	,003	0	,200	2,771	,862
	45 ungrouped		1	,577		1	,597	,311	0	,403	1,098	,245
	46	0	1	,893		1	,745	,018	0	,255	2,164	,668
	47	0	0	,506		1	,914	,443	1	,086	5,159	-1,469
	48	0	1**	,577		1	,597	,310	0	,403	1,099	,246
	49	0	0	,360		1	,940	,836	1	,060	6,351	-1,717
	50	0	1**	,757		1	,688	,096	0	,312	1,680	,493
	51	0	1**	,722		1	,672	,126	0	,328	1,563	,447
	52	0	0	,446		1	,925	,582	1	,075	5,609	-1,566
	53	0	0	,670		1	,647	,181	1	,353	1,392	-,377
	54	0	0	,414		1	,931	,667	1	,069	5,867	-1,619
	55	0	0	,886		1	,820	,021	1	,180	3,059	-,946
	56	0	0	,016		1	,994	5,752	1	,006	16,031	-3,201
	57	0	0	,538		1	,574	,380	1	,426	,979	-,187
	58	0	1**	,919		1	,755	,010	0	,245	2,260	,701
	59	0	0	,122		1	,978	2,396	1	,022	9,945	-2,351
	60	0	0	,286		1	,953	1,139	1	,047	7,144	-1,870
	61	0	1**	,492		1	,547	,471	0	,453	,845	,116
	62	0	0	,158		1	,972	1,989	1	,028	9,095	-2,213
	63	0	0	,616		1	,619	,252	1	,381	1,219	-,301
	64	0	0	,694		1	,872	,155	1	,128	3,996	-1,196

Cross-validated	65	0	1**	,605	1	,613	,268	0	,387	1,184	,285
	1	1	0**	,522	4	,653	3,219	2	,347	4,482	
	2	1	1	,800	4	,817	1,651	1	,183	4,637	
	3	1	1	,741	4	,939	1,974	1	,061	7,439	
	4	1	1	,636	4	,875	2,548	1	,125	6,440	
	5	1	0**	,661	4	,652	2,410	2	,348	3,666	
	6	1	1	,888	4	,726	1,138	1	,274	3,085	
	7	1	1	,080	4	,939	8,325	1	,061	13,808	
	8	1	1	,985	4	,741	,373	1	,259	2,475	
	9	1	1	,780	4	,822	1,761	1	,178	4,820	
	10	1	1	,599	4	,516	2,756	1	,484	2,886	
	11	1	1	,399	4	,560	4,054	1	,440	4,540	
	12	1	0**	,729	4	,574	2,037	2	,426	2,636	
	13	1	1	,603	4	,629	2,733	1	,371	3,785	
	14	1	1	,013	4	,957	12,683	1	,043	18,901	
	15	1	1	,000	4	,992	75,941	1	,008	85,554	
	16	1	0**	,484	4	,742	3,463	2	,258	5,574	
	17	1	1	,853	4	,908	1,352	1	,092	5,937	
	18	1	1	,216	4	,568	5,777	1	,432	6,325	
	19	1	0**	,754	4	,504	1,898	2	,496	1,927	
	20	1	1	,595	4	,913	2,783	1	,087	7,496	
	46	0	1**	,977	4	,784	,465	1	,216	3,049	
	47	0	0	,491	4	,904	3,414	2	,096	7,889	
	48	0	1**	,410	4	,702	3,972	1	,298	5,686	
	49	0	0	,123	4	,933	7,260	2	,067	12,524	
	50	0	1**	,893	4	,736	1,106	1	,264	3,159	
	51	0	1**	,960	4	,706	,627	1	,294	2,382	
	52	0	0	,300	4	,915	4,883	2	,085	9,646	
	53	0	0	,441	4	,586	3,751	2	,414	4,449	
	54	0	0	,426	4	,924	3,852	2	,076	8,843	
	55	0	0	,374	4	,785	4,247	2	,215	6,843	
	56	0	0	,000	4	,999	28,904	2	,001	42,356	
	57	0	0	,914	4	,558	,973	2	,442	1,441	
	58	0	1**	,962	4	,799	,612	1	,201	3,367	
	59	0	0	,162	4	,979	6,547	2	,021	14,267	
	60	0	0	,563	4	,950	2,971	2	,050	8,868	
	61	0	1**	,815	4	,585	1,564	1	,415	2,252	
	62	0	0	,236	4	,973	5,539	2	,027	12,703	
	63	0	0	,895	4	,600	1,095	2	,400	1,904	
	64	0	0	,680	4	,858	2,303	2	,142	5,902	
	65	0	1**	,924	4	,645	,901	1	,355	2,093	

For the original data, squared Mahalanobis distance is based on canonical functions. For the cross-validated data, squared Mahalanobis distance is based on observations.

\*\* Misclassified case

a Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.

## APÊNDICE 7: RESULTADOS ESTIMAÇÃO FUNÇÃO 2005

### Casewise Statistics

Case Number	Original	Actual Group	Highest Group	Predicted Group	P(D>d   G=g)	p	df	P(G=g   D=d)	Squared Mahalano bis Distance to Centroid	Second Highest Group	P(G=g   D=d)	Squared Mahalano bis Distance to Centroid	Discriminant Scores	Function 1
1		1	0**		,886	1		,691	,021	1	,309	1,634		-,711
2		1	1		,246	1		,876	1,343	0	,124	5,262		1,726
3		1	1		,022	1		,963	5,260	0	,037	11,753		2,861
4		1	1		,113	1		,920	2,516	0	,080	7,404		2,154
5		1	1		,361	1		,843	,834	0	,157	4,194		1,480
6		1	1		,797	1		,587	,066	0	,413	,771		,311
7		1	0**		,676	1		,542	,175	1	,458	,514		-,150
8		1	1		,966	1		,645	,002	0	,355	1,192		,525
9		1	1		,926	1		,631	,009	0	,369	1,085		,474
10		1	0**		,797	1		,587	,066	1	,413	,770		-,310
11		1	0**		,579	1		,504	,307	1	,496	,337		-,013
12		1	1		,774	1		,579	,083	0	,421	,718		,280
13		1	1		,451	1		,818	,568	0	,182	3,568		1,321
14		1	1		,892	1		,620	,018	0	,380	,999		,432
15		1	0**		,983	1		,661	,000	1	,339	1,336		-,589
16		1	0**		,916	1		,682	,011	1	,318	1,539		-,673
17		1	1		,722	1		,560	,127	0	,440	,606		,211
18		1	1		,013	1		,969	6,136	0	,031	13,046		3,045
19		1	0**		,602	1		,775	,272	1	,225	2,745		-,1089
20		1	1		,614	1		,518	,254	0	,482	,398		,064
21	ungrouped	0			,735	1		,565	,115	1	,435	,634		-,229
22	ungrouped	1			,582	1		,781	,303	0	,219	2,841		1,118
23	ungrouped	0			,818	1		,595	,053	1	,405	,819		-,338
24	ungrouped	0			,756	1		,572	,097	1	,428	,679		-,257
25	ungrouped	0			,986	1		,660	,000	1	,340	1,330		-,586
26	ungrouped	1			,654	1		,534	,201	0	,466	,472		,119
27	ungrouped	0			,948	1		,639	,004	1	,361	1,144		-,502
28	ungrouped	0			,347	1		,847	,884	1	,153	4,305		-,1507
29	ungrouped	1			,000	1		1,000	1945,431	0	,000	2046,835		44,675
30	ungrouped	0			,402	1		,831	,701	1	,169	3,889		-,1405
31	ungrouped	1			,500	1		,804	,456	0	,196	3,276		1,243
32	ungrouped	0			,995	1		,657	,000	1	,343	1,303		-,574
33	ungrouped	0			,836	1		,601	,043	1	,399	,860		-,360
34	ungrouped	1			,478	1		,810	,503	0	,190	3,402		1,277
35	ungrouped	0			,997	1		,657	,000	1	,343	1,298		-,572
36	ungrouped	1			,836	1		,601	,043	0	,399	,862		,361
37	ungrouped	0			,642	1		,763	,216	1	,237	2,558		-,1032
38	ungrouped	1			,333	1		,851	,938	0	,149	4,424		1,536
39	ungrouped	1			,855	1		,701	,033	0	,299	1,736		,750
40	ungrouped	1			,783	1		,722	,076	0	,278	1,989		,843
41	ungrouped	0			,944	1		,637	,005	1	,363	1,134		-,497
42	ungrouped	0			,992	1		,658	,000	1	,342	1,311		-,578
43	ungrouped	0			,694	1		,549	,154	1	,451	,551		-,175
44	ungrouped	1			,578	1		,503	,309	0	,497	,335		,011
45	ungrouped	1			,587	1		,507	,294	0	,493	,351		,025
46	ungrouped	1			,929	1		,633	,008	0	,367	1,095		,479
47	ungrouped	1			,725	1		,561	,124	0	,439	,613		,215
48	ungrouped	1			,614	1		,772	,255	0	,228	2,689		1,072
49	ungrouped	1			,089	1		,929	2,893	0	,071	8,042		2,268
50	ungrouped	1			,832	1		,600	,045	0	,400	,852		,356
51	ungrouped	0			,573	1		,501	,317	1	,499	,327		-,004
52	ungrouped	0			,780	1		,723	,078	1	,277	2,000		-,847
53	ungrouped	1			,325	1		,853	,967	0	,147	4,488		1,551
54	ungrouped	1			,629	1		,524	,233	0	,476	,425		,085
55	ungrouped	0			,683	1		,545	,167	1	,455	,528		-,159
56	ungrouped	0			,687	1		,547	,162	1	,453	,536		-,165
57	ungrouped	0			,339	1		,849	,915	1	,151	4,375		-,1524
58	ungrouped	0			,664	1		,757	,189	1	,243	2,463		-,1002
59	ungrouped	0			,775	1		,725	,082	1	,275	2,019		-,853
60	ungrouped	1			,836	1		,601	,043	0	,399	,861		,361
61	ungrouped	0			,476	1		,811	,509	1	,189	3,415		-,1281
62	0	0			,816	1		,594	,054	1	,406	,814		-,335
63	0	1**			,335	1		,850	,928	0	,150	4,403		1,531
64	0	0			,775	1		,725	,082	1	,275	2,020		-,854
65	0	0			,629	1		,524	,234	1	,476	,425		-,084

	66	0	0	,449	1	,818	,573	1	,182	3,579	-1,324
	67	0	0	,795	1	,719	,068	1	,281	1,947	-,828
	68	0	0	,890	1	,690	,019	1	,310	1,620	-,705
	69	0	0	,676	1	,754	,175	1	,246	2,412	-,986
	70	0	0	,911	1	,684	,012	1	,316	1,554	-,679
	71	0	0	,743	1	,568	,108	1	,432	,651	-,239
	72	0	0	,581	1	,504	,305	1	,496	,339	-,015
	73	0	0	,644	1	,763	,214	1	,237	2,551	-1,030
	74	0	0	,553	1	,789	,351	1	,211	2,985	-1,160
	75	0	0	,705	1	,745	,144	1	,255	2,292	-,946
	76	0	0	,402	1	,831	,701	1	,169	3,890	-1,405
	77	0	0	,564	1	,786	,333	1	,214	2,932	-1,145
	78	0	1**	,571	1	,784	,322	0	,216	2,897	1,134
	79	0	1**	,643	1	,529	,215	0	,471	,450	,103
	80	0	0	,490	1	,807	,478	1	,193	3,334	-1,259
	81	0	0	,578	1	,782	,310	1	,218	2,861	-1,124
Cross-validated	1	1	0**	,997	3	,714	,048	2	,286	1,879	
	2	1	1	,316	3	,867	3,539	1	,133	7,293	
	3	1	1	,019	3	,969	9,951	1	,031	16,828	
	4	1	1	,113	3	,917	5,969	1	,083	10,785	
	5	1	1	,673	3	,834	1,540	1	,166	4,772	
	6	1	1	,535	3	,555	2,184	1	,445	2,628	
	7	1	0**	,805	3	,565	,984	2	,435	1,504	
	8	1	1	,310	3	,599	3,584	1	,401	4,386	
	9	1	1	,243	3	,577	4,180	1	,423	4,798	
	10	1	0**	,800	3	,616	1,006	2	,384	1,950	
	11	1	0**	,910	3	,513	,540	2	,487	,640	
	12	1	0**	,135	3	,501	5,561	2	,499	5,572	
	13	1	1	,659	3	,806	1,602	1	,194	4,455	
	14	1	1	,364	3	,577	3,182	1	,423	3,803	
	15	1	0**	,972	3	,684	,233	2	,316	1,774	
	16	1	0**	,942	3	,711	,394	2	,289	2,193	
	17	1	1	,678	3	,537	1,517	1	,463	1,810	
	18	1	1	,000	3	,981	18,507	1	,019	26,347	
	19	1	0**	,940	3	,813	,402	2	,187	3,348	
	20	1	1	,838	3	,505	,847	1	,495	,890	
	62	0	0	,992	3	,590	,096	2	,410	,828	
	63	0	1**	,006	3	,976	12,326	1	,024	19,757	
	64	0	0	,975	3	,718	,217	2	,282	2,089	
	65	0	1**	,485	3	,516	2,447	1	,484	2,574	
	66	0	0	,388	3	,801	3,023	2	,199	5,806	
	67	0	0	,678	3	,701	1,517	2	,299	3,223	
	68	0	0	,998	3	,685	,034	2	,315	1,591	
	69	0	0	,758	3	,741	1,180	2	,259	3,278	
	70	0	0	,678	3	,664	1,520	2	,336	2,882	
	71	0	0	,328	3	,517	3,444	2	,483	3,578	
	72	0	1**	,532	3	,534	2,198	1	,466	2,472	
	73	0	0	,963	3	,756	,287	2	,244	2,549	
	74	0	0	,621	3	,774	1,772	2	,226	4,236	
	75	0	0	,830	3	,734	,882	2	,266	2,912	
	76	0	0	,737	3	,822	1,266	2	,178	4,333	
	77	0	0	,451	3	,766	2,635	2	,234	5,007	
	78	0	1**	,305	3	,872	3,625	1	,128	7,461	
	79	0	1**	,491	3	,577	2,415	1	,423	3,038	
	80	0	0	,490	3	,791	2,418	2	,209	5,077	
	81	0	0	,000	3	,645	19,833	2	,355	21,027	

For the original data, squared Mahalanobis distance is based on canonical functions. For the cross-validated data, squared Mahalanobis distance is based on observations.

\*\* Misclassified case

a Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.

## APÊNDICE 8: RESULTADOS ESTIMAÇÃO FUNÇÃO 2006

### Casewise Statistics

	Case Number	Actual Group	Highest Group	Predicted Group	P(D>d   G=g)	p	df	P(G=g   D=d)	Squared Mahalano bis Distance to Centroid	Second Highest Group	P(G=g   D=d)	Squared Mahalano bis Distance to Centroid	Discriminant Scores	
													Function 1	
Original	1	1	0**		,634		1	,544	,226	1	,456	,581	-,143	
	2	1	0**		,552		1	,818	,353	1	,182	3,358	-1,214	
	3	1	1		,781		1	,752	,077	0	,248	2,298	,897	
	4	1	1		,207		1	,911	1,591	0	,089	6,248	1,881	
	5	1	1		,612		1	,535	,257	0	,465	,535	,112	
	6	1	1		,515		1	,828	,425	0	,172	3,571	1,271	
	7	1	1		,945		1	,701	,005	0	,299	1,708	,688	
	8	1	1		,694		1	,569	,155	0	,431	,713	,226	
	9	1	1		,318		1	,881	,996	0	,119	5,000	1,617	
	10	1	0**		,942		1	,702	,005	1	,298	1,720	-,692	
	11	1	1		,737		1	,765	,113	0	,235	2,477	,955	
	12	1	1		,682		1	,564	,168	0	,436	,686	,209	
	13	1	1		,347		1	,873	,883	0	,127	4,742	1,559	
	14	1	1		,435		1	,850	,610	0	,150	4,076	1,400	
	15	1	1		,580		1	,810	,307	0	,190	3,212	1,173	
	16	1	1		,198		1	,914	1,659	0	,086	6,382	1,907	
	17	1	1		,672		1	,560	,180	0	,440	,663	,195	
	18	1	0**		,823		1	,739	,050	1	,261	2,137	-,843	
	19	1	1		,859		1	,633	,032	0	,367	1,124	,441	
	20	1	1		,901		1	,715	,016	0	,285	1,858	,744	
	21 ungrouped		1		,529		1	,824	,397	0	,176	3,489	1,249	
	22 ungrouped		0		,919		1	,655	,010	1	,345	1,292	-,517	
	23 ungrouped		1		,804		1	,613	,061	0	,387	,981	,371	
	24 ungrouped		1		,379		1	,865	,773	0	,135	4,482	1,498	
	25 ungrouped		1		,027		1	,971	4,887	0	,029	11,894	2,830	
	26 ungrouped		1		,728		1	,768	,121	0	,232	2,514	,967	
	27 ungrouped		1		,521		1	,826	,411	0	,174	3,533	1,260	
	28 ungrouped		1		,791		1	,749	,070	0	,251	2,260	,884	
	29 ungrouped		1		,975		1	,674	,001	0	,326	1,457	,588	
	30 ungrouped		1		,520		1	,827	,414	0	,173	3,541	1,263	
	31 ungrouped		1		,027		1	,971	4,861	0	,029	11,854	2,824	
	32 ungrouped		1		,777		1	,603	,080	0	,397	,912	,336	
	33 ungrouped		0		,609		1	,533	,262	1	,467	,528	-,108	
	34 ungrouped		1		,950		1	,666	,004	0	,334	1,383	,557	
	35 ungrouped		1		,233		1	,904	1,425	0	,096	5,913	1,813	
	36 ungrouped		1		,170		1	,922	1,880	0	,078	6,808	1,990	
	37 ungrouped		0		,546		1	,505	,365	1	,495	,402	-,015	
	38 ungrouped		1		,065		1	,955	3,407	0	,045	9,511	2,465	
	39 ungrouped		1		,588		1	,524	,293	0	,476	,485	,077	
	40 ungrouped		1		,853		1	,730	,035	0	,270	2,028	,805	
	41 ungrouped		1		,264		1	,896	1,247	0	,104	5,545	1,736	
	42 ungrouped		1		,073		1	,952	3,213	0	,048	9,185	2,412	
	43 ungrouped		1		,721		1	,580	,128	0	,420	,776	,262	
	44 ungrouped		1		,642		1	,793	,217	0	,207	2,902	1,084	
	45 ungrouped		1		,983		1	,677	,000	0	,323	1,482	,598	
	46 ungrouped		1		,867		1	,636	,028	0	,364	1,147	,452	
	47 ungrouped		0		,063		1	,956	3,466	1	,044	9,609	-2,481	
	48 ungrouped		0		,904		1	,650	,015	1	,350	1,249	-,499	
	49 ungrouped		1		,007		1	,984	7,291	0	,016	15,510	3,319	
	50 ungrouped		0		,560		1	,511	,340	1	,489	,429	-,036	
	51 ungrouped		1		,652		1	,552	,203	0	,448	,620	,168	
	52 ungrouped		0		,857		1	,633	,032	1	,367	1,120	-,439	
	53 ungrouped		0		,438		1	,849	,602	1	,151	4,056	-1,395	
	54 ungrouped		0		,643		1	,548	,215	1	,452	,600	-,155	
	55 ungrouped		1		,248		1	,900	1,336	0	,100	5,732	1,775	
	56 ungrouped		1		,887		1	,644	,020	0	,356	1,202	,477	
	57 ungrouped		0		,563		1	,513	,335	1	,487	,435	-,040	
	58 ungrouped		1		,020		1	,975	5,400	0	,025	12,687	2,943	
	59 ungrouped		0		,967		1	,672	,002	1	,328	1,433	-,578	
	60 ungrouped		0		,880		1	,722	,023	1	,278	1,931	-,770	
	61 ungrouped		0		,000		1	,995	13,046	1	,005	23,523	-4,231	
	62	0	0		,051		1	,960	3,822	1	,040	10,196	-2,574	
	63	0	0		,841		1	,627	,040	1	,373	1,077	-,419	
	64	0	1**		,657		1	,554	,198	0	,446	,630	,174	
	65	0	1**		,819		1	,619	,052	0	,381	1,020	,391	
	66	0	0		,900		1	,715	,016	1	,285	1,860	-,745	

	67	0	1**	,855	1	,632	,034	0	,368	1,113	,436
	68	0	0	,581	1	,521	,304	1	,479	,472	-,068
	69	0	0	,018	1	,976	5,608	1	,024	13,005	-2,987
	70	0	0	,998	1	,684	,000	1	,316	1,540	-,622
	71	0	0	,057	1	,958	3,628	1	,042	9,877	-2,524
	72	0	0	,847	1	,629	,037	1	,371	1,093	-,426
	73	0	0	,787	1	,750	,073	1	,250	2,274	-,889
	74	0	1**	,886	1	,643	,020	0	,357	1,200	,476
	75	0	1**	,933	1	,705	,007	0	,295	1,749	,704
	76	0	0	,705	1	,775	,144	1	,225	2,616	-,998
	77	0	1**	,630	1	,543	,232	0	,457	,573	,138
	78	0	0	,568	1	,515	,326	1	,485	,445	-,048
	79	0	0	,850	1	,630	,036	1	,370	1,101	-,430
	80	0	1**	,570	1	,516	,323	0	,484	,449	,051
	81	0	0	,161	1	,924	1,967	1	,076	6,973	-2,021
Cross-validated	1	1	0**	,979	4	,556	,444	2	,444	,894	
	2	1	0**	,870	4	,872	1,248	2	,128	5,090	
	3	1	1	,810	4	,735	1,594	1	,265	3,632	
	4	1	1	,000	4	,888	26,122	1	,112	30,260	
	5	1	1	,916	4	,520	,961	1	,480	1,119	
	6	1	1	,521	4	,810	3,223	1	,190	6,121	
	7	1	1	,647	4	,671	2,485	1	,329	3,913	
	8	1	1	,615	4	,528	2,665	1	,472	2,890	
	9	1	1	,016	4	,853	12,154	1	,147	15,673	
	10	1	0**	,469	4	,795	3,556	2	,205	6,261	
	11	1	1	,992	4	,758	,271	1	,242	2,557	
	12	1	1	,772	4	,536	1,802	1	,464	2,092	
	13	1	1	,434	4	,861	3,801	1	,139	7,449	
	14	1	1	,219	4	,826	5,741	1	,174	8,863	
	15	1	1	,325	4	,782	4,649	1	,218	7,198	
	16	1	1	,136	4	,907	6,991	1	,093	11,547	
	17	1	1	,846	4	,538	1,387	1	,462	1,694	
	18	1	0**	,951	4	,781	,701	2	,219	3,247	
	19	1	0**	,000	4	,728	26,010	2	,272	27,982	
	20	1	1	,921	4	,702	,924	1	,298	2,635	
	62	0	0	,076	4	,964	8,460	2	,036	15,058	
	63	0	0	,577	4	,586	2,888	2	,414	3,583	
	64	0	1**	,578	4	,617	2,880	1	,383	3,835	
	65	0	1**	,938	4	,648	,803	1	,352	2,025	
	66	0	0	,912	4	,701	,988	2	,299	2,695	
	67	0	1**	,902	4	,668	1,051	1	,332	2,452	
	68	0	0	,919	4	,507	,936	2	,493	,989	
	69	0	0	,000	4	,998	96,439	2	,002	109,184	
	70	0	0	,996	4	,677	,189	2	,323	1,670	
	71	0	0	,050	4	,962	9,477	2	,038	15,942	
	72	0	0	,398	4	,573	4,057	2	,427	4,642	
	73	0	0	,946	4	,739	,744	2	,261	2,830	
	74	0	1**	,994	4	,664	,229	1	,336	1,589	
	75	0	1**	,561	4	,787	2,981	1	,213	5,599	
	76	0	0	,832	4	,760	1,470	2	,240	3,774	
	77	0	1**	,989	4	,551	,311	1	,449	,723	
	78	0	1**	,808	4	,512	1,606	1	,488	1,703	
	79	0	0	,976	4	,621	,470	2	,379	1,458	
	80	0	1**	,985	4	,523	,374	1	,477	,555	
	81	0	0	,163	4	,921	6,536	2	,079	11,436	

For the original data, squared Mahalanobis distance is based on canonical functions. For the cross-validated data, squared Mahalanobis distance is based on observations.

\*\* Misclassified case

a Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.



## APÊNDICE 9: RESULTADOS ESTIMAÇÃO FUNÇÃO 2007

### Casewise Statistics

Case Number	Actual Group	Highest Group	Predicted Group	P(D>d   G=g)	p	df	P(G=g   D=d)	Squared Mahalano bis Distance to Centroid	Second Highest Group	P(G=g   D=d)	Squared Mahalano bis Distance to Centroid	Discriminant Scores	Function 1
Original 1	1	1	1	,898		1	,527	,016	0	,473	,232	,177	
2	1	1	1	,738		1	,596	,112	0	,404	,893	,640	
3	1	1	1	,925		1	,532	,009	0	,468	,266	,210	
4	1	0**	1	,767		1	,501	,088	1	,499	,099	-,009	
5	1	1	1	,695		1	,605	,153	0	,395	1,004	,697	
6	1	0**	1	,762		1	,500	,092	1	,500	,094	-,002	
7	1	1	1	,916		1	,562	,011	0	,438	,513	,411	
8	1	0**	1	,788		1	,505	,073	1	,495	,116	-,036	
9	1	1	1	,822		1	,580	,050	0	,420	,697	,530	
10	1	0**	1	,863		1	,572	,030	1	,428	,613	-,478	
11	1	1	1	,757		1	,593	,096	0	,407	,846	,615	
12	1	0**	1	,782		1	,588	,076	1	,412	,786	-,581	
13	1	0**	1	,993		1	,545	,000	1	,455	,361	-,296	
14	1	1	1	,877		1	,523	,024	0	,477	,208	,151	
15	1	1	1	,993		1	,545	,000	0	,455	,362	,296	
16	1	0**	1	,713		1	,601	,136	1	,399	,957	-,673	
17	1	0**	1	,876		1	,570	,024	1	,430	,586	-,461	
18	1	1	1	,000		1	,946	19,270	0	,054	24,998	4,695	
19	1	1	1	,843		1	,516	,039	0	,484	,170	,107	
20	1	1	1	,845		1	,517	,038	0	,483	,172	,109	
21 ungrouped		1	1	,883		1	,569	,022	0	,431	,574	,452	
22 ungrouped		0	1	,684		1	,607	,166	1	,393	1,034	-,712	
23 ungrouped		1	1	,952		1	,537	,004	0	,463	,302	,244	
24 ungrouped		0	1	,832		1	,578	,045	1	,422	,676	-,517	
25 ungrouped		1	1	,291		1	,696	1,115	0	,304	2,776	1,361	
26 ungrouped		0	1	,848		1	,575	,037	1	,425	,642	-,496	
27 ungrouped		1	1	,742		1	,596	,108	0	,404	,882	,634	
28 ungrouped		1	1	,907		1	,564	,014	0	,436	,528	,421	
29 ungrouped		1	1	,866		1	,521	,029	0	,479	,194	,136	
30 ungrouped		1	1	,761		1	,500	,093	0	,500	,094	,001	
31 ungrouped		0	1	,892		1	,567	,018	1	,433	,557	-,441	
32 ungrouped		1	1	,844		1	,516	,039	0	,484	,170	,108	
33 ungrouped		0	1	,870		1	,571	,027	1	,429	,599	-,469	
34 ungrouped		0	1	,968		1	,552	,002	1	,448	,422	-,345	
35 ungrouped		0	1	,917		1	,531	,011	1	,469	,256	-,201	
36 ungrouped		0	1	,838		1	,515	,042	1	,485	,164	-,100	
37 ungrouped		1	1	,868		1	,521	,028	0	,479	,197	,139	
38 ungrouped		1	1	,993		1	,545	,000	0	,455	,362	,297	
39 ungrouped		1	1	,956		1	,555	,003	0	,445	,443	,361	
40 ungrouped		0	1	,782		1	,504	,077	1	,496	,111	-,028	
41 ungrouped		1	1	,837		1	,515	,042	0	,485	,164	,099	
42 ungrouped		0	1	,853		1	,574	,035	1	,426	,633	-,491	
43 ungrouped		0	1	,944		1	,557	,005	1	,443	,462	-,375	
44 ungrouped		0	1	,908		1	,529	,013	1	,471	,244	-,189	
45 ungrouped		1	1	,849		1	,518	,036	0	,482	,176	,115	
46 ungrouped		1	1	,797		1	,507	,066	0	,493	,124	,047	
47 ungrouped		0	1	,114		1	,760	2,497	1	,240	4,797	-1,885	
48 ungrouped		0	1	,598		1	,624	,278	1	,376	1,293	-,832	
49 ungrouped		0	1	,978		1	,551	,001	1	,449	,407	-,333	
50 ungrouped		0	1	,803		1	,509	,062	1	,491	,130	-,056	
51 ungrouped		1	1	,930		1	,560	,008	0	,440	,487	,393	
52 ungrouped		0	1	,847		1	,517	,037	1	,483	,174	-,112	
53 ungrouped		1	1	,313		1	,690	1,019	0	,310	2,623	1,314	
54 ungrouped		1	1	,933		1	,534	,007	0	,466	,277	,221	
55 ungrouped		0	1	,776		1	,503	,081	1	,497	,106	-,020	
56 ungrouped		1	1	,877		1	,523	,024	0	,477	,208	,151	
57 ungrouped		1	1	,988		1	,549	,000	0	,451	,390	,320	
58 ungrouped		1	1	,933		1	,559	,007	0	,441	,482	,389	
59 ungrouped		0	1	,912		1	,530	,012	1	,470	,249	-,194	
60 ungrouped		1	1	,894		1	,566	,018	0	,434	,553	,439	
61 ungrouped		0	1	,645		1	,615	,212	1	,385	1,146	-,765	
62 ungrouped		0	1	,826		1	,579	,048	1	,421	,689	-,525	

	63 ungrouped	1	,830	1	,514	,046	0	,486	,157	,091	
	64 ungrouped	1	,973	1	,552	,001	0	,448	,415	,339	
	65 ungrouped	0	,804	1	,584	,062	1	,416	,737	-,553	
	66 ungrouped	0	,933	1	,559	,007	1	,441	,481	-,389	
	67 ungrouped	1	,993	1	,548	,000	0	,452	,383	,314	
	68 ungrouped	1	,910	1	,564	,013	0	,436	,524	,419	
	69 ungrouped	0	,768	1	,502	,087	1	,498	,100	-,011	
	70 ungrouped	1	,508	1	,643	,437	0	,357	1,616	,966	
	71 ungrouped	0	,944	1	,536	,005	1	,464	,292	-,235	
	72 ungrouped	0	,679	1	,608	,171	1	,392	1,049	-,719	
	73 ungrouped	1	,807	1	,509	,060	0	,491	,134	,060	
	74 ungrouped	0	,948	1	,536	,004	1	,464	,296	-,239	
	75 ungrouped	1	,817	1	,511	,054	0	,489	,143	,073	
	76 ungrouped	1	,869	1	,571	,027	0	,429	,600	,469	
	77 ungrouped	0	,915	1	,563	,011	1	,437	,514	-,412	
	78	0	,837	1	,515	,042	1	,485	,164	-,099	
	79	0	,847	1	,517	,037	1	,483	,174	-,112	
	80	0	,029	1	,820	4,771	1	,180	7,809	-2,489	
	81	0	1**	,840	1	,516	,041	0	,484	,167	,104
	82	0	0	,718	1	,600	,130	1	,400	,942	-,666
	83	0	1**	,768	1	,501	,087	0	,499	,099	,010
	84	0	1**	,769	1	,502	,086	0	,498	,100	,011
	85	0	1**	,745	1	,595	,106	0	,405	,875	,631
	86	0	0	,706	1	,603	,143	1	,397	,976	-,683
	87	0	0	,810	1	,510	,058	1	,490	,136	-,064
	88	0	1**	,952	1	,537	,004	0	,463	,302	,244
	89	0	1**	,869	1	,521	,027	0	,479	,199	,141
	90	0	1**	,821	1	,580	,051	0	,420	,699	,531
	91	0	0	,997	1	,546	,000	1	,454	,368	-,301
	92	0	0	,944	1	,536	,005	1	,464	,291	-,235
	93	0	0	,887	1	,525	,020	1	,475	,218	-,162
	94	0	1**	,857	1	,574	,033	0	,426	,625	,486
	95	0	0	,793	1	,507	,069	1	,493	,121	-,043
	96	0	0	,750	1	,594	,101	1	,406	,862	-,623
	97	0	0	,013	1	,845	6,124	1	,155	9,516	-2,780
Cross-validated	1	1	1	,867	2	,523	,285	1	,477	,467	
	2	1	1	,924	2	,592	,157	1	,408	,905	
	3	1	1	,968	2	,530	,065	1	,470	,309	
	4	1	0**	,953	2	,503	,097	2	,497	,119	
	5	1	1	,904	2	,600	,201	1	,400	1,013	
	6	1	0**	,880	2	,504	,255	2	,496	,287	
	7	1	1	,882	2	,558	,251	1	,442	,716	
	8	1	0**	,723	2	,516	,649	2	,484	,774	
	9	1	1	,948	2	,577	,108	1	,423	,728	
	10	1	0**	,897	2	,583	,218	2	,417	,888	
	11	1	1	,520	2	,576	1,306	1	,424	1,923	
	12	1	0**	,896	2	,600	,220	2	,400	1,031	
	13	1	0**	,994	2	,549	,011	2	,451	,406	
	14	1	1	,790	2	,516	,471	1	,484	,601	
	15	1	1	,991	2	,544	,019	1	,456	,369	
	16	1	0**	,876	2	,616	,265	2	,384	1,209	
	17	1	0**	,977	2	,577	,047	2	,423	,670	
	18	1	1	,000	2	1,000	236,592	1	,000	252,153	
	19	1	1	,742	2	,508	,597	1	,492	,663	
	20	1	1	,728	2	,508	,634	1	,492	,698	
	78	0	0	,904	2	,512	,201	2	,488	,299	
	79	0	0	,792	2	,511	,466	2	,489	,551	
	80	0	0	,000	2	,741	30,386	2	,259	32,491	
	81	0	1**	,783	2	,525	,489	1	,475	,686	
	82	0	0	,931	2	,596	,143	2	,404	,923	
	83	0	1**	,725	2	,511	,643	1	,489	,732	
	84	0	1**	,725	2	,511	,644	1	,489	,735	
	85	0	1**	,927	2	,607	,152	1	,393	1,021	
	86	0	0	,925	2	,599	,156	2	,401	,955	
	87	0	0	,922	2	,507	,163	2	,493	,222	
	88	0	1**	,858	2	,545	,306	1	,455	,670	
	89	0	1**	,826	2	,529	,382	1	,471	,615	
	90	0	1**	,966	2	,589	,069	1	,411	,790	
	91	0	0	,920	2	,543	,166	2	,457	,508	
	92	0	0	,976	2	,534	,049	2	,466	,323	
	93	0	0	,983	2	,524	,035	2	,476	,224	
	94	0	1**	,918	2	,583	,171	1	,417	,844	
	95	0	0	,813	2	,501	,413	2	,499	,421	
	96	0	0	,913	2	,590	,182	2	,410	,908	
	97	0	0	,000	2	,810	22,503	2	,190	25,407	

For the original data, squared Mahalanobis distance is based on canonical functions. For the cross-validated data, squared Mahalanobis distance is based on observations.

\*\* Misclassified case

a Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.



## REFERÊNCIAS

MURPHY, J. J. *Technical Analysis of the Futures Markets*

LANE, G. *Lane`s Stochastics* – Revista *Technical Analysis of Stocks&Commodities*, Junho de 1984.

MATSURA, E. *Comprar ou vender? Como investir na bolsa utilizando análise gráfica*. 6.ed. São Paulo: Saraiva, 2007.

MAJER, A. *Aprenda a investir com sucesso em ações: Análise técnica e fundamentalista*. 1.ed. São Paulo: Ciência Moderna, 2006.

NOBRE, R. A. *Análise de Investimentos: Indicadores Técnicos*. 1.ed. São Paulo, 2001.

KASSAI, José Roberto & Sílvia. *Análise discriminante – montando um índice de excelência das empresas*. Trabalho apresentado n disciplina Contabilometria do curso de doutorado em Controladoria, coordenada pelo professor Luiz João Corrar.

MATARAZZO, Dante C. *Análise financeira de balanços*. 3.ed São Paulo: Atlas, 1995.

KANITZ, Stephen Charles. *Como prever falências de empresas*. Artigo publicado na Revista Exame, dezembro de 1974.

ASSAF NETO, A. *Mercado Financeiro*. 2.ed São Paulo: Atlas, 1999.

INFOMONEY. **Guia InfoMoney**. Disponível em:

<http://web.infomoney.com.br//templates/news/view.asp?codigo=569140&path=/investimento/s/acoes/analise/tecnico/> Acessado em: 20/06/2008.