

**Insper Instituto de Ensino e Pesquisa
Faculdade de Economia e Administração**

Rafael Domingues dos Santos

**Aplicação do modelo de fraude contábil de Beneish para
estratégia de investimento long-short no Brasil**

**São Paulo
2012**

Rafael Domingues dos Santos

**Aplicação do modelo de fraude contábil de Beneish para
estratégia de investimento long-short no Brasil**

Monografia apresentada ao curso de Ciências
Econômicas, como requisito parcial para obtenção do grau
de Bacharel do Insper Instituto de Ensino e Pesquisa.

Orientadora:
Prof^ª. Dr^ª. Edilene Santana Santos

**São Paulo
2012**

Dos Santos, Rafael Domingues

Aplicação do modelo de fraude contábil de Beneish para estratégia de investimento long-short no Brasil/ Rafael Domingues dos Santos – São Paulo: Insper, 2012.

Monografia: Faculdade de Economia e Administração. Insper Instituto de Ensino e Pesquisa.

Orientadora: Prof^ª. Dr^ª. Edilene Santana Santos

1.Fraude contábil 2. Modelo de Beneish 3. Long-short

Rafael Domingues dos Santos

**Aplicação do modelo de fraude contábil de Beneish para
estratégia de investimento long-short no Brasil**

Monografia apresentada à Faculdade de
Economia do Insper, como parte dos requisitos
para conclusão do curso de graduação em
Economia.

EXAMINADORES

Prof^a. Dr^a. Edilene Santana Santos
Orientadora

Prof. Dr. Leonardo Pagano

Prof. Dr^a. Camila Boscov

Sumário

1. Introdução.	6
2. Revisão da literatura.	10
3. Metodologia.	16
4. Análise dos dados.	19
5. Conclusão.	23
Referências.	24
Anexo	26

Lista de tabelas

Tabela 1 – Empresas analisadas e resultado do modelo de Beneish.

Tabela 2 – Valor de mercado e perda das empresas analisadas.

Tabela 3 – Número de empresas analisadas em cada ano.

Tabela 4 – Número de empresas notificadas pela CVM para Refazimento/Republicação de Demonstrações Financeiras e Informações Trimestrais.

Tabela 5 – Empresas que tiveram problemas de divulgação de resultado presentes na análise.

Tabela 6 – Calculo do M-score para o ano de 2012, dados contábeis referentes a 2011 e 2010.

Tabela 7 – Tamanho das carteiras e resultado da estratégia.

Tabela 8 – Empresas detectadas pelo modelo.

Tabela 9 – Empresas detectadas pelo modelo em cada período.

Tabela 10 – Resultado histórico da estratégia *long-short* baseada no modelo de Beneish.

Tabela 11 – M-score da carteira de ações do ano de 2012, formada com dados contábeis de 2011 e 2010. Exemplo para as carteiras dos anos anteriores.

1 Introdução

A manipulação de dados contábeis de empresas já foi motivo de notícias por todo o mundo. Casos famosos como os da Enron, da Parmalat, da Xerox e da WorldCom resultaram em grandes perdas para investidores e trabalhadores. Esses escândalos geraram uma maior atenção e fiscalização por parte dos órgãos reguladores, como a CVM (Comissão de Valores Mobiliários) no Brasil e a SEC (*Securities and Exchange Commission*) nos Estados Unidos.

Porém, mesmo com uma maior fiscalização, os casos de fraude contábil continuam ocorrendo pelo mundo, graças à chamada “contabilidade criativa” e as engenhosidades, cada vez mais complexas, que motivaram estudo de muitos pesquisadores e analistas.

Uma das manipulações mais famosas foi a da Xerox que, segundo Cordeiro (2003), inflou suas receitas em US\$ 1,9 bilhão durante 5 anos através de contratos de aluguel e receitas fictícias, além de sonegar impostos e transferir subsidiárias para paraísos fiscais. E o da Enron que “com participações em pequenas empresas que não constavam no balanço, a Enron escondeu bilhões em dívidas. No último balanço publicado, a empresa superestimou os lucros em quase 600 milhões de dólares, e fez desaparecer dívidas de quase 650 milhões de dólares. A manipulação não parou por aí, pois além de esconder os passivos, a Enron também vendeu bens a essas empresas por preços supervalorizados, a fim de criar falsas receitas” (CORDEIRO, 2003, p. 10).

Os casos de fraude podem ser divididos em dois grupos. As fraudes contábeis, que são muitas vezes cometidas pelos executivos para esconder prejuízos ou mostrar um resultado mais em linha com as expectativas do mercado e as fraudes gerenciais, que se caracterizam por gerarem benefícios aos funcionários envolvidos.

No Brasil, de acordo com o Conselho Federal de Contabilidade (CFC), podemos caracterizar como fraude “ato intencional de omissão ou manipulação de transações, adulteração de documentos, registros e demonstrações contábeis.” O CFC, através das Normas brasileiras de contabilidade, dividiu os casos de atos fraudulentos em:

a) manipulação, falsificação ou alteração de registros ou documentos, de modo a modificar os registros de ativos, passivos e resultados;

b) apropriação indébita de ativos;

c) supressão ou omissão de transações nos registros contábeis;

d) registro de transações sem comprovação; e

e) aplicação de práticas contábeis indevidas.

Em todos os casos é responsabilidade da administração da organização se prevenir de qualquer ato falho da contabilidade, através de controle interno, e não do auditor dos dados. Mas, é obrigação do auditor informar a administração de qualquer fraude detectada, e relatar as possíveis consequências, caso as medidas corretivas não sejam feitas.

Nos últimos anos os casos mais famosos de fraude no Brasil foram: o da construtora Encol, que em 1999 declarou falência e prejudicou mais de 42.000 famílias que ficaram sem apartamento. Durante a investigação foi descoberto um esquema de transferência de propriedades para pessoas ligadas ao próprio dono da construtora (PEDROSA; FILGUEIRAS, 1999); o da Bombril, que fez remessa de US\$ 1,3 bilhão para a Itália de forma irregular (FERREIRA, 2004); a do banco Santos, que transferiu dinheiro dos investidores para contas pessoais de Edemar Cid Ferreira, dono do banco, para fora do Brasil (PATURY, 2006); e, o mais recente, do banco Panamericano, em que seus executivos inflaram os resultados do banco com receitas e créditos fictícios para ganhar bônus maiores e não desapontar investidores (FRIEDLANDER; NAKAGAWA,2010).

Apesar de o Brasil ter poucos relatos de fraude em comparação com os Estados Unidos, existe uma grande desconfiança de estudiosos e dos investidores estrangeiros com relação aos relatórios contábeis das empresas, já que para muitos, como Kanitz (1999) o país “é pouco auditado e muito vulnerável a ação de corruptores e corruptíveis”.

Para um investidor, a ocorrência de uma fraude contábil pode arruinar seus investimentos. Por exemplo, caso tivesse comprado ações da Enron pouco antes do escândalo fraudulento, ele teria perdido 99,3% do valor investido na empresa. Isso porque o valor de mercado da companhia, que era de aproximadamente US\$26 bilhões, caiu para pouco mais de US\$180 milhões, o que poderia levar o investidor a perder grande parte do seu patrimônio ou até mesmo levá-lo à falência.

Apesar de o caso da Enron ser um dos de maior prejuízo da história, casos em que as empresas perderam cerca de 50% do valor de mercado são comuns.

No Brasil, temos o exemplo das ações do Banco Panamericano, que eram negociadas por volta de R\$ 9,00 antes dos anúncios de uma possível fraude, e dois meses depois dos anúncios, eram negociadas pela metade desse valor.

Apesar dos grandes prejuízos causados pela manipulação dos relatórios contábeis, existe a possibilidade de o investidor se beneficiar com isso. É o caso de se fazer um investimento chamado de *short* nas ações, que nada mais é do que alugar ações da empresa cujos preços ele acha que vão cair por uma possível fraude, por exemplo, e vender no mercado. Caso se descubra uma fraude e as ações se desvalorizem, o investidor recompra essas ações por um valor bem inferior ao que ele vendeu e devolve para o proprietário, obtendo um lucro com a queda das ações.

Essa estratégia *short* ou vendido em uma ação é utilizada por muitos fundos de investimento, como os *long-short*. Contudo, a maioria das posições vendidas desses fundos não é por desconfiança de uma possível fraude e sim por acharem que a ação está cara em relação a outras. A estratégia do *long-short* consiste em comprar as ações com potencial de alta maior e vender as com menor potencial.

Recentemente a Squadra, uma gestora independente de recursos, divulgou uma carta explicando o aumento de sua posição *short* no fundo. A carta mostra a preocupação dos gestores com algumas empresas que vêm manipulando seus resultados nos últimos anos, principalmente através de técnicas como o ajuste de Ebitda ou a inflação de resultados com receitas não recorrentes. (SQUADRA, 2011).

A carta fala que a prática mais comum identificada no Brasil “ocorre quando o *management* tenta fazer com que o lucro recorrente da empresa, ou o que em inglês se chama de *earnings power*, pareça mais alto do que realmente é. Uma das maneiras de se fazer isso é através de operações que corretamente são contabilizadas em seus lucros, mas que claramente são utilizadas como subterfúgio para inflá-los.” (Squadra, 2011, p. 2). Exemplos disso seriam: a venda de um ativo imobilizado e o aluguel do mesmo em seguida; as reversões de provisão; e até mesmo o alongamento da carteira de recebíveis, que geram resultados trimestrais não recorrentes para a empresa.

Outro fato que chamou a atenção da gestora foi a capacidade de algumas dessas empresas de reportar resultados com diferenças insignificantes ao seu *guidance*. Isso pode ser caracterizado como outro indício de que a engenharia contábil é utilizada para aumentar o resultado da empresa através de receita não recorrente. O objetivo de se fazer isso é não

decepcionar o mercado e assim manter os múltiplos negociados pela ação altos, garantindo bons preços para as *stock options* dos executivos.

Por se tratar de um tema tão impactante e polêmico, é interessante analisar a possibilidade de encontrar possíveis manipulações nos dados contábeis das empresas de capital aberto no Brasil, sejam elas fraudes ou apenas gerenciamento de resultado, com o objetivo de auxiliar os investidores na tomada de decisão, preservando seu patrimônio e gerando bons resultados nos seus investimentos.

Assim, este trabalho tem o objetivo de identificar empresas que, segundo o modelo de Beneish, provavelmente estão praticando gerenciamento de resultados, que colocam em dúvida a confiabilidade dos resultados por elas reportados, bem como mostrar como o investidor pode se beneficiar dessa informação na formação de uma carteira de investimentos.

2 Revisão da literatura

Um dos estudiosos mais respeitados nessa área é Messod D. Beneish, que em seu trabalho “*The Detection of Earnings Manipulation*”, de 1999, desenvolveu um modelo para detectar a probabilidade de uma empresa estar fraudando seus relatórios contábeis. Após esse modelo, o autor vem produzindo mais trabalhos nessa linha, mostrando excelentes resultados em detectar manipulação de dados contábeis.

Beneish define fraude como “*an instance where management violates Generally Accepted Accounting Principles (GAAP) in order to beneficially represent the firm’s financial performance*” (Beneish, 1999, p. 3). Sendo assim, ele utiliza em seu modelo variáveis contábeis que procuram captar os efeitos da manipulação de dados e das pré-condições que podem levar as empresas a se envolverem em tal atividade. O autor mostra ainda que uma das principais características desses manipuladores é sempre mostrar que as vendas cresceram em relação aos períodos anteriores.

Para a estimação do modelo, Beneish utilizou uma amostra de 74 empresas que manipularam seus resultados entre os anos de 1982 a 1992, utilizando os dados de 1982 até 1988 para o modelo e analisando os resultados desse modelo até 1992. Ele encontrou em sua amostra que as fraudes mais comuns estavam ligadas a geração de receita fictícia, estoque fictício ou capitalização dos custos, isso principalmente nas empresas pequenas de grande crescimento.

Beneish estimou seu modelo, que fornece a probabilidade de manipulação de dados de uma empresa:

$$\text{PROBM} = -4,84 + 0,920 \cdot \text{DSRI} + 0,528 \cdot \text{GMI} + 0,404 \cdot \text{AQI} + 0,892 \cdot \text{SGI} + 0,115 \cdot \text{DEPI} - 0,172 \cdot \text{SGAI} - 0,327 \cdot \text{LVGI} + 4,679 \cdot \text{ACCRUALS}$$

O modelo de Beneish se baseia em 8 variáveis, que são:

1- DSRI (*Days Sales in Receivables Index* – Índice de prazo médio de recebimento)

$$\text{DSRI} = (\text{Contas a receber } t / \text{Receita } t) / (\text{Contas a receber } t-1 / \text{Receita } t-1).$$

Esse índice mede a relação entre as contas a receber e as receitas no ano t, onde a manipulação seria descoberta, e o ano t-1. É esperado que exista um certo equilíbrio entre um ano e o outro, mas caso ocorra, por exemplo, um aumento desproporcional das contas a receber relativas às vendas, isso tende a indicar uma possível inflação das receitas.

“O aumento desproporcional do “contas a receber de clientes” de uma companhia em relação à sua receita pode significar que parcela relevante de suas vendas e, portanto, de seu lucro contábil, é não recorrente ou até irreal.” (Squadra, 2011, p.2).

2- GMI – (*Gross Margin* - Margem bruta)

$$\text{GMI} = (\text{Margem bruta } t-1) / (\text{Margem bruta } t).$$

O GMI é a razão entre a margem bruta do ano t-1 com a do ano t. Beneish menciona que em Lev e Thiagarajan (1993), os autores apontam que a deterioração da margem bruta indica uma perspectiva negativa com relação à empresa para os próximos resultados. Assim, essas empresas estão mais propensas a se envolverem em uma manipulação de dados.

3- AQI (*Asset Quality Index* – Índice de qualidade dos ativos)

$$\text{AQI} = \{1 - [(\text{Ativo circulante } t + \text{imobilizado } t) / \text{Ativo total } t]\} / \{1 - [(\text{Ativo circulante } t-1 + \text{imobilizado } t-1) / \text{Ativo total } t-1]\}.$$

AQI mede a qualidade dos ativos da empresa no ano t com relação à do ano t-1, capturando distorções em outros ativos que podem resultar de excessiva capitalização de despesas. Uma razão maior que 1, aumenta a probabilidade de uma possível fraude, pois existe um maior risco quanto à realização desses ativos.

4- SGI (*Sales Growth Index* – Índice de crescimento das vendas)

$$\text{SGI} = (\text{Receita } t / \text{Receita } t-1).$$

O SGI mostra o crescimento das vendas entre os anos t e t-1. Por mais que a existência de empresas com crescimento nas vendas seja algo normal, existe uma suposição de que elas são mais propensas a se tornar manipuladores, dada uma maior pressão do mercado sobre seus executivos. Um exemplo citado por Beneish é quando os preços das ações de uma companhia com forte crescimento nos últimos anos caem. Nessa situação, seus executivos tendem a manipular resultados para que as ações voltem aos antigos valores e continuem se valorizando.

5- DEPI (*Depreciation Index* – Índice de Depreciação)

$$\text{DEPI} = [\text{Depreciação } t-1 / (\text{Depreciação } t-1 + \text{imobilizado } t-1)] / [\text{Depreciação } t / (\text{Depreciação } t + \text{imobilizado } t)].$$

O DEPI é a relação entre a taxa de depreciação do ano t-1 com a taxa do ano t. Espera-se que essa taxa seja similar entre os anos se for usado um método de depreciação linear. Caso essa relação seja maior que 1, significa que a empresa diminuiu sua taxa de depreciação, indicando uma possível revisão do valor dos ativos ou uma alteração no método de cálculo, práticas que podem aumentar a chances de fraude.

6- SGAI (*Sales General and Administrative Expenses Index* – Índice de despesas com vendas e Administrativas)

$$\text{SGAI} = (\text{Despesas com vendas e administrativas } t / \text{Receita } t) / (\text{Despesas com vendas e administrativas } t-1 / \text{Receita } t-1).$$

O SGAI assim como o SGI tenta captar possíveis distorções nas vendas do ano t com o ano t-1, mas nesse caso, leva em consideração também os gastos com venda em ambos os anos.

7- LVGI (*Leverage Index* – Índice de alavancagem)

$$\text{LVGI} = (\text{Dívidas de curto e longo prazo } t / \text{Ativo total } t) / (\text{Dívidas de curto e longo prazo } t-1 / \text{Ativo total } t-1).$$

O LVGI mede a relação entre a proporção de dívidas totais do ano t com a do ano t-1. Esse índice foi incluído no modelo para medir as possíveis mudanças na política de endividamento da empresa para facilitar a manipulação de dados. O índice está relacionado também com a possibilidade de a empresa não estar cumprindo com as suas obrigações.

8- ACCRUALS (*Accruals to Total Assets* – resultados em relação aos ativos)

$$\text{Accruals to Total Assets} = \frac{[(\text{Lucro líquido } t - \text{caixa das operações } t) / \text{Ativo total } t]}{[(\text{Lucro líquido } t-1 - \text{caixa das operações } t-1) / \text{Ativo total } t-1]}$$

O objetivo do índice é capturar casos em que o resultado contábil não é suportado pelo caixa gerado nas operações em relação aos ativos da empresa.

Em 2007 Beneish publicou junto com D. Craig Nichols “*The Predictable Cost of Earnings Manipulation*”, uma continuação nos seus estudos de manipulação de dados. Esse trabalho teve como objetivo mostrar o impacto das fraudes ocorridas no período de 1998-2002. Para o estudo, Beneish e Nichols contaram com uma amostra de 20 fraudes, porém só foi possível analisar 17 delas, já que o modelo não é calculável para empresas do setor financeiro.

As tabelas a seguir mostram as 17 empresas analisadas e os resultados do modelo quanto à previsão dessas fraudes.

Tabela 1 – Empresas analisadas e resultado do modelo de Beneish.

Nome da empresa	Detectada pelo modelo?	Ano detectada	Ano que veio a público?
Adelphia Communications	Sim	1999	2002
AOL Time Warner, Inc	Sim	2001	2002
Cendant Corporation	Sim	1996	1998
Computer Associates International	Sim	2000	2002
Enron Broadband Services, Inc	Sim	1998	2001
Global Crossing, Ltd	Sim	1999	2002
HealthSouth Corporation	Não		2002
JDS Uniphase Corporation	Sim	1999	2001
Lucent Technologies, Inc	Sim	1999	2001
Qwest Communications International	Sim	2000	2002
Rite Aid Corporation	Sim	1997	1999
Sunbeam Corporation	Sim	1997	1998
Tyco International	Não		2002
Vivendi Universal	Não		2002
Waste Management Inc	Sim	1998	1999
WorldCom Inc, - MCI Group	Não		2002
Xerox Corporation	Não		2000

Fonte: Beneish. The Predictable Cost of Earnings Manipulation (2007)

Tabela 2 – Valor de mercado e perda das empresas analisadas.

Nome da empresa	Valor de mercado US\$ (Bilhões)	% Perda de valor após descoberta
Adelphia Communications	4,82	96,80%
AOL Time Warner, Inc	25,77	32,20%
Cendant Corporation	11,32	38,10%
Computer Associates International	7,23	36,40%
Enron Broadband Services, Inc	26,04	99,30%
Global Crossing, Ltd		Falência
HealthSouth Corporation	2,31	57,30%
JDS Uniphase Corporation	32,49	61,00%
Lucent Technologies, Inc	11,15	24,70%
Qwest Communications International	9,84	41,80%
Rite Aid Corporation	2,83	59,10%
Sunbeam Corporation	1,28	58,80%
Tyco International	37,55	58,20%
Vivendi Universal	1,28	27,90%
Waste Management Inc	20,82	63,60%
WorldCom Inc, - MCI Group	1,03	69,80%
Xerox Corporation	7,73	43,80%

Fonte: Beneish. The Predictable Cost of Earnings Manipulation (2007)

Os resultados encontrados por Beneish são surpreendentes, já que o modelo conseguiu detectar 12 das 17 fraudes ocorridas no período antes de elas se tornarem públicas. O modelo já apontava uma alta probabilidade de manipulação em algumas empresas 3 anos antes, como no caso da Enron, que ainda perdeu 99,3% do seu valor de mercado.

O último trabalho publicado por Beneish em agosto de 2011, "*To Catch a Thief: Can forensic accounting help predict stock returns?*", é uma continuação com foco na estratégia de investimento *long-short*.

Beneish usa seu modelo para mostrar que ficar vendido nas ações com alta probabilidade de manipulação de resultado e comprado nas com pouca probabilidade, gera um retorno positivo para o investidor. Em seu estudo ele analisou pouco mais de 2000 empresas por ano durante 15 anos, obtendo um resultado de 9,70% de retorno anual, o mesmo que o *Dow Jones* no período. Vale a pena ressaltar que seu modelo indicou, em média, alta probabilidade de manipulação em 15% das empresas analisadas. Ou seja, com uma simples estratégia de ficar vendido nessas empresas e comprado nas outras 85% ele alcançou em retorno satisfatório.

Apesar do sucesso do modelo de Beneish é possível encontrar autores que critiquem seu método. O principal argumento contra o modelo, é que os dados utilizados na construção são antigos, e que as mudanças econômicas dos últimos anos poderiam afetar os resultados mais recentes. (PREVOO, 2007).

Considero que Beneish enfraquece esse argumento com seu contínuo estudo sobre o assunto e suas recentes publicações, que vêm provando a eficácia de seu modelo.

Outro ponto a favor de Beneish são as orientações do *World Bank* e do *American Institute of Certified Fraud Examiners* (ACFE) que recomendam a utilização do seu modelo na análise de possíveis manipuladores (WORLDBANK, 2006; HARRINGTON, 2005) e o número de universidades que ensinam seus alunos, como por exemplo, Berkeley, Chicago, New York (PREVOO, 2007).

3 Metodologia

O objetivo desse trabalho é aplicar os estudos desenvolvidos por Beneish usando dados de empresas brasileiras. Os dados foram coletados da Economática no período de 2001 a 2011. É testado se seu modelo é eficaz na análise de empresas brasileiras fraudulentas, e qual retorno uma estratégia *long-short* baseada no modelo seria capaz de gerar para um investidor.

Os dados sobre empresas manipuladoras de dados foram obtidos através de uma análise dos documentos referentes à Determinação de Refazimento/Republicação de Demonstrações Financeiras e Informações Trimestrais da Comissão de Valores Mobiliários (CVM).

Esse foi o período escolhido devido à disponibilidade de dados. Dados anteriores a 2001, principalmente da CVM, não existem.

Devido às imperfeições de mercado, foram consideradas apenas as empresas cujas ações negociaram mais de R\$500 mil diários no ano anterior à montagem do índice e da carteira de ações.

Com isso, o número de empresas analisadas em cada período foi:

Tabela 3 – Número de empresas analisadas em cada ano.

Ano	Empresas Analisadas
2012	127
2011	129
2010	143
2009	87
2008	68
2007	46
2006	68
2005	58
2004	52
2003	36
2002	39

A partir desse filtro de empresas, foram então coletados todos os dados de Demonstrativos Financeiros das empresas para a construção do índice de Beneish (M-score).

Na Tabela 3, as contas referentes a 2012, ano da montagem da carteira de ações, foram feitas considerando os dados contábeis dos anos de 2011 e 2010, as contas de 2011 são referentes aos anos de 2010 e 2009, e assim por diante, até 2002, que considera os dados de 2001 e 2000.

Para encontrar as empresas manipuladoras de dados no Brasil foram consideradas as publicações de Refazimento/Republicação de Demonstrações Financeiras e Informações Trimestrais da Comissão de Valores Mobiliários (CVM). Entre os anos de 2001 e 2011 foram publicadas 34 necessidades de republicação de dados contábeis, conforme indicado na Tabela 4.

Tabela 4 – Número de empresas notificadas pela CVM para Refazimento/Republicação de Demonstrações Financeiras e Informações Trimestrais.

Ano	Empresas divulgadas pela CVM
2011	5
2010	1
2009	13
2008	2
2007	2
2006	5
2005	0
2004	0
2003	1
2002	3
2001	3

Devido aos diferentes motivos de necessidade de republicação desses resultados contábeis, foi feita uma avaliação individual desses arquivos. A concentração de empresas no ano de 2009 tem como motivo a crise econômica mundial de 2008 e aos problemas financeiros causados por derivativos nas empresas. Por exemplo, na Sadia e na Aracruz, os motivos mais comuns de republicação desse ano foram a necessidade de divulgar melhor os detalhes dos instrumentos financeiros utilizados pelas empresas. Ou seja, apesar de ser um assunto sério, não se caracteriza como manipulação de dados ou evidências de fraude contábil.

Outros motivos considerados de pequena gravidade estão ligados às notas explicativas, problemas de pequeno valor monetário, dado o tamanho da empresa, ou falta de assembleia nas decisões de retenção de lucro.

As empresas que não fazem parte da base de dados contábil, seja por motivo de volume negociado ou por não serem listadas na bolsa de valores, foram desconsideradas da análise.

Com isso, as empresas que foram consideradas como possíveis manipuladoras de dados e que o modelo de Beneish tentaria detectar são as 13 empresas indicadas na Tabela 5.

Tabela 5 – Empresas que tiveram problemas de divulgação de resultado presentes na análise.

Empresa	Ano da republicação
HOTÉIS OTHON SA	2011
BRINQUEDOS ESTRELA SA	2011
INEPAR	2011
MARFRIG	2009
ALPARGATAS SA	2009
KLABIN SEGALL SA	2009
CESP	2009
ABYARA	2009
São Martinho SA	2009
VIGOR	2009
LOJAS AMERICANAS SA	2009
Cerâmica Chiarelli SA	2006
Mangels Industrial SA	2006

Como explicado anteriormente, a concentração de dados no ano de 2009 tem como motivo aumentar as informações quanto aos derivativos utilizados pelas empresas. Apesar desse não ser considerado um motivo grave como outros, essas empresas foram consideradas na análise por se mostrarem menos dispostas a divulgação mais clara das suas finanças.

Vale ressaltar que, na construção da carteira de ações para a estratégia *long-short*, considerou-se a rentabilidade das ações no período que se inicia no dia 1 de março do ano de referência até o último dia útil de fevereiro do próximo ano. O motivo dessa consideração se deve ao fato de as empresas publicarem seus resultados financeiros em média 60 dias após o término de um ano letivo.

4 Análise dos dados

A partir dos filtros, foram coletados todos os dados para a construção do indicador de Beneish de 2002 a 2012. A tabela a seguir mostra os resultados do modelo para o ano de 2012, ou seja, conta com os resultados contábeis das empresas nos anos de 2011 e 2010. As empresas que têm alta probabilidade de estarem manipulando seus resultados atualmente são:

Tabela 6 – Cálculo do M-score para o ano de 2012, dados contábeis referentes a 2011 e 2010.

Empresa	DSRI	GMI	AQI	SGI	DEPI	SGAI	LVGI	Accruals	M-score
Lupatech	1,6	1,0	0,9	1,0	0,9	1,1	1,2	7,3	32,31
V-Agro	8,6	3,8	1,0	1,8	1,1	0,9	1,0	-0,5	4,63
Santos Brp	13,7	0,9	0,9	0,1	1,0	9,9	1,3	-0,5	4,56
Pet Manguinh	0,2	0,5	1,3	1,9	0,4	0,6	0,6	1,2	3,36
Inepar	1,6	1,0	1,0	1,1	1,2	1,1	1,2	0,8	1,66
Weg	0,2	1,1	2,0	6,7	1,0	0,2	1,2	-0,2	1,21
BR Properties	0,7	1,0	0,9	1,6	0,5	0,8	0,9	0,7	0,99
Sao Carlos	5,5	1,3	1,1	0,4	0,9	3,2	1,0	-0,4	-0,84
Eztec	2,4	0,9	1,2	1,2	0,5	1,0	0,8	0,0	-1,00
BR Malls Par	1,7	1,0	1,0	1,6	3,2	0,8	1,5	-0,1	-1,51
Sierrabrasil	1,4	1,0	0,9	1,2	1,1	0,9	1,2	0,1	-1,53
Cosan	0,9	1,0	1,4	1,5	1,0	0,8	0,5	0,0	-1,61
Grendene	1,3	0,9	1,1	0,9	1,0	1,1	0,6	0,1	-1,66
Valid	3,9	0,9	0,9	0,3	1,2	4,7	1,0	-0,2	-1,90
Ideiasnet	1,5	1,0	0,9	1,2	2,7	0,9	1,2	0,0	-1,91
Brookfield	3,0	1,1	1,0	1,1	0,4	1,0	1,3	-0,3	-1,92
MRV	1,8	1,0	1,1	1,3	1,1	1,0	1,0	-0,1	-1,92
Direcional	1,3	1,1	1,0	1,4	0,8	1,1	1,1	-0,1	-2,16

De acordo com os critérios do modelo, 18 empresas têm alta probabilidade de estarem manipulando seus dados, pois apresentam M-score maior que -2,22, número que estatisticamente indica está alta probabilidade.

A Lupatech, com M-score de 32,31 é a empresa com maior chance de cometer fraude. No caso da empresa, vale a pena destacar uma matéria da Istoé em que seu antigo presidente, “Perini, e seus familiares sofrem acusações de pagamento irregular de dívidas pessoais com recursos da Lupatech.” (KROEHN, 2010).

Outra empresa que vem sofrendo acusações de envolvimento em manipulação contábil é a Inepar, que atualmente está sendo investigada pela CVM por suspeitas de fraude (VIRI, 2011).

É importante ressaltar que a detecção de 18 empresas não implica que todas elas são manipuladoras de dados. Em alguns casos a expectativa por bons resultados por parte do mercado financeiro é maior do que a empresa pode gerar no futuro, e assim, o modelo detecta essas empresas apenas pela alta probabilidade de manipular seus resultados e não por serem manipuladoras efetivas. Por isso a construção de uma carteira short nas ações com alta probabilidade e *long* nas ações de empresas com baixa probabilidade de manipulação pode gerar um bom spread de investimento.

Atualmente o spread dessa carteira é de:

Tabela 7 – Tamanho das carteiras e resultado da estratégia.

Número de ações da carteira <i>long</i>	Retorno da carteira <i>long</i>	Número de ações da carteira <i>short</i>	Retorno da carteira <i>short</i>	Spread
109	1,6%	18	0,1%	1,5%

Retorno das ações de 29/02/2012 até 30/03/2012

Após aplicar o modelo para todos os períodos da análise, os resultados mostram que, das 13 empresas possíveis manipuladoras do período, o modelo conseguiu detectar 6 delas antes ou no mesmo ano da republicação do balanço, conforme apresentado na Tabela 8.

Tabela 8 – Empresas detectadas pelo modelo.

Empresa	Ano da republicação	Ano que o modelo detectou
HOTÉIS OTHON SA	2011	2010
INEPAR	2011	2012/2010
MARFRIG	2009	2009
KLABIN SEGALL SA	2008	2009
ABYARA	2008	2009
LOJAS AMERICANAS SA	2008	2005

A Tabela 9 a seguir compara o número de empresas observadas em cada período com o número de empresas detectadas com alta probabilidade de manipular resultados.

Tabela 9 – Empresas detectadas pelo modelo em cada período.

Ano	Empresas Analisadas	Empresas detectadas pelo modelo	% detectadas
2012	127	18	14%
2011	129	19	15%
2010	143	37	26%
2009	87	9	10%
2008	68	12	18%
2007	46	4	9%
2006	68	6	9%
2005	58	4	7%
2004	52	6	12%
2003	36	5	14%
2002	39	10	26%

Na média, 14% das empresas analisadas têm alta probabilidade de manipular seus resultados conforme o modelo de Beneish e deviam ser evitadas por investidores. Esse resultado é praticamente igual ao que Beneish encontrou nas empresas americanas.

Após detectar as empresas, foi montada uma possível carteira de ações para cada período, vendendo as ações detectadas e comprando as ações que não foram detectadas. O resultado e o spread obtido por essa estratégia em cada ano estão apresentados na Tabela 10.

Tabela 10 – Resultado histórico da estratégia *long-short* baseada no modelo de Beneish.

Ano	Número de ações da carteira <i>long</i>	Retorno da carteira <i>long</i>	Número de ações da carteira <i>short</i>	Retorno da carteira <i>short</i>	Spread
2012	109	1,6%	18	0,1%	1,5%
2011	110	6,0%	19	5,1%	0,9%
2010	106	9,0%	37	-9,8%	18,8%
2009	78	113,0%	9	106,9%	6,1%
2008	56	-37,8%	12	-54,1%	16,3%
2007	42	28,0%	4	37,6%	-9,6%
2006	62	20,7%	6	16,6%	4,1%
2005	54	33,7%	4	38,1%	-4,4%
2004	46	47,5%	6	46,5%	1,0%
2003	31	110,9%	5	96,8%	14,1%
2002	29	0,9%	10	-18,0%	18,9%

Observa-se que em apenas dois anos a estratégia gerou um resultado negativo. Esse resultado pode estar ligado ao risco de se montar uma carteira *short* com poucas ações, como entre os anos de 2003 a 2007. Nos últimos 5 anos os resultados da estratégia foram positivos e com um risco menor, de acordo com o tamanho das carteiras.

5 Conclusão

A reprodução do modelo de Beneish para o Brasil apresentou resultado similar ao original americano. A explicação para isso está na tendência de manipulação de dados e nos motivos pelos quais os gestores tomam esse tipo de atitude. Ou seja, o incentivo a esse prática é muito similar ao redor do mundo.

Com isso, a aplicação do modelo se torna eficiente, agregando valor aos administradores de carteira e aos investidores pessoa física, como mais uma ferramenta no processo de investimento.

A principal informação que o modelo oferece está na exclusão de qualquer investimento em uma empresa com alta probabilidade de manipulação de dados contábeis. Já a utilização dessa ferramenta na formação de carteiras *long-short* deve ser mais bem estudada e utilizada apenas com análises complementares.

Outro ponto relevante foi a similaridade dos resultados, mesmo com as limitações brasileiras quanto ao número de empresas de capital aberto e do número de casos de fraude efetivamente descobertos.

Assim, recomendo que essa ferramenta sirva como método complementar aos processos de investimentos e que outros estudos sejam realizados no Brasil, dada a relevância do assunto e a falta de pesquisa nessa área.

Referências

- [1] BENEISH, M. D. The detection of earnings manipulation. *Financial Analysts Journal* (September/October): 24-36, 1999.
- [2] BENEISH, M. D; NICHOLS, D. Craig. The Predictable Cost of Earnings Manipulation. Agosto, 2007.
- [3] BENEISH, M.D; NICHOLS, D. Craig; LEE, Charles M.C. To Catch a Thief: Can forensic accounting help predict stock returns? Agosto, 201.
- [4] Conselho Federal de Contabilidade (CFC). RESOLUÇÃO CFC N.º 836/99. Revogada pela Resolução CFC nº 1.203/09, publicada no DOU, em 03/12/2009, Seção1.
- [5] CORDEIRO, Cláudio Marcelo Rodrigues. Contabilidade criativa: Um estudo sobre a sua caracterização. *Revista do Conselho Regional de Contabilidade do Paraná, Paraná, ano 28, nº 136, p. 45,2003.*
- [6] FERREIRA, Rosenildo G. “Preso Sergio Cragnotti”, Istoé, 2004.
- [7] FRIEDLANDER, David; NAKAGAWA, Fernando; MODÉ, Leandro. BC atribui responsabilidade por rombo no Panamericano a falhas de auditorias, Estadão,2010.
- [8] HARRINGTON, C. Formulas for detection: Analysis ratios for detecting financial statement fraud, 2005.
- [9] KANITZ, Stephen. A origem da corrupção. *Revista Veja*, n.º22, 1999.
- [10] KROEHN, Márcio. Um presidente em apuros, Istoé, 2010.
- [11] LEV, Baruch; THIAGARAJAN, Ramu. Fundamental information Analysis. *Journal of Accounting Research*,1993.
- [12] MURCIA, Fernando Dal-ri; BORBA, José Alonso. Quantificando as Fraudes Contábeis sob duas óticas: Jornais Econômicos versus Periódicos Acadêmicos no período de 2001-2004, Rio de Janeiro, 2005.
- [13] PATURY, Felipe. Arte e luxo em Guarulhos, *Veja*, 2006.
- [14] PEDROSA, Mino; FILGUEIRAS, Sônia. “A mala da Encol”, Istoé, Goiânia, 1999.
- [15] PREVOO, L.J.B. Detecting earnings management: - A critical assessment of the Beneish Model. Maastricht, 2007.

[16] SOUZA, Rafael de. Uma análise das fraudes contábeis por meio da leitura das revistas de atualidades, de economia e negócios e acadêmicas. Florianópolis, 2005.

[17] Squadra Investimentos. Carta aos investidores - 2011 - 1º semestre. Rio de Janeiro, julho, 2011. <http://www.squadrainvest.com.br/pdf/carta-2011semestre1.pdf> acessado em 12/03/2012.

[18] VIRI, Natalia. Controladora da Inepar é alvo de processo na CVM, Valor Econômico, 2011.

[19] WORLDBANK. Financial Sector Development Indicators: Indicator Reference Guide, (2006).

Anexo

Tabela 11 – M-score da carteira de ações do ano de 2012, formada com dados contábeis de 2011 e 2010. Exemplo para as carteiras dos anos anteriores.

Empresa	DSRI	GMI	AQI	SGI	DEPI	SGAI	LVGI	Accruals	M-score
Lupatech	1,6	1,0	0,9	1,0	0,9	1,1	1,2	7,3	32,31
V-Agro	8,6	3,8	1,0	1,8	1,1	0,9	1,0	-0,5	4,63
Santos Brp	13,7	0,9	0,9	0,1	1,0	9,9	1,3	-0,5	4,56
Pet Mangueinh	0,2	0,5	1,3	1,9	0,4	0,6	0,6	1,2	3,36
Inepar	1,6	1,0	1,0	1,1	1,2	1,1	1,2	0,8	1,66
Weg	0,2	1,1	2,0	6,7	1,0	0,2	1,2	-0,2	1,21
BR Properties	0,7	1,0	0,9	1,6	0,5	0,8	0,9	0,7	0,99
Sao Carlos	5,5	1,3	1,1	0,4	0,9	3,2	1,0	-0,4	-0,84
Eztec	2,4	0,9	1,2	1,2	0,5	1,0	0,8	0,0	-1,00
BR Malls Par	1,7	1,0	1,0	1,6	3,2	0,8	1,5	-0,1	-1,51
Sierrabrasil	1,4	1,0	0,9	1,2	1,1	0,9	1,2	0,1	-1,53
Cosan	0,9	1,0	1,4	1,5	1,0	0,8	0,5	0,0	-1,61
Grendene	1,3	0,9	1,1	0,9	1,0	1,1	0,6	0,1	-1,66
Valid	3,9	0,9	0,9	0,3	1,2	4,7	1,0	-0,2	-1,90
Ideiasnet	1,5	1,0	0,9	1,2	2,7	0,9	1,2	0,0	-1,91
Brookfield	3,0	1,1	1,0	1,1	0,4	1,0	1,3	-0,3	-1,92
MRV	1,8	1,0	1,1	1,3	1,1	1,0	1,0	-0,1	-1,92
Direcional	1,3	1,1	1,0	1,4	0,8	1,1	1,1	-0,1	-2,16
Eletropaulo	1,2	1,1	1,0	1,0	1,0	0,0	1,0	0,0	-2,26
BR Pharma	0,4	0,5	0,5	1,1	1,3	1,0	1,0	0,2	-2,26
SLC Agricola	1,8	0,7	0,9	1,1	1,0	1,0	1,4	-0,1	-2,29
Embraer	2,9	0,9	0,9	1,0	1,2	1,1	0,8	-0,3	-2,31
Marcopolo	1,5	1,0	0,9	1,1	1,1	0,9	1,0	-0,1	-2,31
Copasa	2,8	0,9	1,0	1,0	1,1	1,1	1,2	-0,3	-2,38
Telef Brasil	1,1	0,9	2,4	1,8	0,7	1,4	1,0	-0,3	-2,41
Cia Hering	1,0	1,0	0,9	1,3	0,9	0,9	0,5	-0,1	-2,43
Helbor	1,8	1,0	1,3	1,2	1,2	1,0	1,1	-0,2	-2,58
M. Diasbranco	1,4	1,1	1,1	1,2	1,0	1,0	1,6	-0,1	-2,58
Arezzo Co	1,1	1,0	0,7	1,2	0,9	1,0	0,4	-0,1	-2,59
PDG Realt	1,1	1,0	1,1	1,3	1,3	0,9	1,0	-0,1	-2,61
Sabesp	0,4	1,1	1,0	3,9	1,0	0,3	1,0	-0,5	-2,65
AES Tiete	1,3	1,0	0,9	1,1	1,0	0,0	1,0	-0,1	-2,66
Cemig	1,8	1,0	1,0	1,2	1,1	1,3	1,0	-0,2	-2,67
Souza Cruz	0,8	0,9	1,1	1,0	1,0	1,0	0,4	-0,1	-2,76
Celesc	1,3	0,8	1,0	1,0	1,0	1,1	1,2	-0,1	-2,79
MPX Energia	1,3	-3,5	1,1	1,6	-0,5	0,8	1,4	0,3	-2,80
Vale	1,0	1,0	1,2	1,2	1,0	1,1	0,9	-0,1	-2,82
GPC Part	3,2	1,2	1,0	1,0	1,0	1,0	0,9	-0,5	-2,84

Lojas Renner	1,0	1,0	1,7	1,2	1,1	1,0	1,1	-0,2	-2,86
BR Brokers	1,6	0,9	0,8	0,8	1,3	1,1	0,0	-0,2	-2,88
Alpargatas	0,9	1,0	1,0	1,1	1,1	1,1	0,7	-0,1	-2,91
Guararapes	0,8	1,0	2,5	1,1	0,9	1,0	1,1	-0,2	-3,00
Ambev	1,3	1,0	0,9	1,1	1,3	1,0	0,6	-0,2	-3,03
Le Lis Blanc	1,0	0,9	1,5	1,3	3,2	1,0	2,1	-0,2	-3,05
Gafisa	1,8	1,1	0,8	1,0	0,6	1,0	1,0	-0,3	-3,05
Petrobras	1,8	1,1	0,9	1,1	1,0	0,9	1,1	-0,3	-3,07
Coelce	1,5	1,1	1,0	1,0	1,0	0,8	0,8	-0,3	-3,10
Eternit	1,1	1,1	1,0	1,1	0,9	0,9	1,9	-0,1	-3,16
OHL Brasil	0,9	1,0	1,0	1,2	1,0	0,9	1,0	-0,2	-3,19
Cyrela Realty	1,5	1,2	0,9	1,1	0,6	1,0	1,2	-0,3	-3,25
Confab	1,5	1,0	1,0	1,6	1,0	0,7	0,9	-0,4	-3,26
Contax	1,5	1,2	1,4	1,2	1,0	1,2	1,7	-0,3	-3,29
Dasa	1,1	1,0	1,9	1,3	1,1	1,1	0,6	-0,4	-3,30
Tecnisa	1,7	1,1	0,7	1,3	1,1	1,0	0,9	-0,4	-3,32
Multiplan	1,2	1,0	1,1	1,1	0,9	0,8	1,2	-0,2	-3,33
Comgas	1,2	1,4	1,0	1,0	1,0	1,2	1,1	-0,3	-3,39
BMF Bovespa	0,9	1,0	1,0	1,0	0,7	1,3	1,1	-0,2	-3,43
Paranapanema	0,7	1,2	0,7	1,3	1,0	0,8	0,9	-0,2	-3,48
Sid Nacional	1,3	1,1	0,7	1,1	1,0	0,8	1,1	-0,3	-3,50
Gerdau	1,1	1,2	1,0	1,1	1,1	0,9	0,8	-0,3	-3,57
All Amer Lat	1,3	1,0	0,9	1,2	1,0	0,8	1,0	-0,3	-3,63
Iguatemi	1,4	1,0	1,0	1,3	1,0	1,0	1,7	-0,3	-3,65
Even	1,4	1,0	0,6	1,0	1,3	1,2	1,1	-0,3	-3,66
Lojas Marisa	0,9	1,0	0,9	1,2	1,1	1,1	1,4	-0,2	-3,66
Tegma	1,4	1,0	1,1	1,3	1,0	1,2	3,6	-0,2	-3,68
Duratex	1,2	1,2	1,0	1,1	0,9	1,0	1,1	-0,3	-3,70
Copel	1,5	0,9	1,0	1,1	1,0	1,1	1,0	-0,4	-3,76
Qgep Part	0,5	1,1	1,9	2,0	0,7	3,1	0,2	-0,4	-3,77
RaiaDrogasil	1,1	1,0	0,8	1,2	0,8	1,0	1,5	-0,3	-3,83
Aliansce	1,0	0,9	1,0	1,3	1,0	0,9	1,2	-0,3	-3,90
Anhanguera	1,3	1,0	1,4	1,1	0,6	1,1	1,5	-0,4	-3,99
Totvs	1,1	1,0	0,8	1,1	1,2	1,0	0,8	-0,4	-4,00
Randon Part	0,6	1,0	1,0	2,1	1,0	0,6	1,0	-0,5	-4,06
Klabin S/A	1,0	1,1	1,2	1,1	1,0	1,0	1,0	-0,4	-4,14
B2W Varejo	1,3	1,1	1,1	1,0	1,2	1,2	0,8	-0,5	-4,17
Eletrobras	1,4	1,0	1,0	1,0	1,7	1,0	1,1	-0,4	-4,19
Usiminas	0,8	1,8	0,9	0,9	1,1	1,2	1,1	-0,4	-4,29
Suzano Papel	1,1	1,2	1,1	1,0	1,0	1,1	1,0	-0,4	-4,30
CPFL Energia	1,1	0,9	1,0	1,1	1,2	1,2	1,1	-0,4	-4,30
lochp-Maxion	1,2	1,0	0,8	1,3	1,1	1,0	1,0	-0,5	-4,30
Tereos	1,0	1,0	1,0	1,3	0,9	0,9	1,2	-0,4	-4,32
Positivo Inf	1,0	1,3	1,4	0,9	0,9	1,1	1,0	-0,4	-4,37

Mills	0,9	1,1	2,1	1,2	1,0	1,0	2,2	-0,5	-4,39
Ecorodovias	1,1	1,0	1,0	1,3	1,1	1,3	0,9	-0,5	-4,41
Light S/A	1,2	1,2	1,0	1,1	1,2	1,1	1,5	-0,5	-4,45
Tim Part S/A	1,0	1,0	1,0	1,2	1,2	0,9	0,9	-0,5	-4,49
Brasil Telec	1,0	1,0	1,0	0,9	1,0	1,1	1,2	-0,4	-4,54
Energias BR	1,6	1,0	1,1	1,1	1,1	1,0	1,0	-0,6	-4,59
Ultrapar	1,1	1,0	1,1	1,1	1,0	1,0	1,0	-0,5	-4,63
Tractebel	1,1	0,9	0,9	1,1	0,9	0,9	0,9	-0,5	-4,66
Gerdau Met	1,1	1,2	1,0	1,1	1,1	0,9	0,8	-0,6	-4,69
Triunfo Part	2,0	1,0	0,9	1,2	1,1	1,1	1,3	-0,7	-4,75
Saraiva Livr	0,8	1,0	1,1	1,1	0,9	1,0	1,3	-0,5	-4,84
Hypermarcas	0,8	0,9	1,2	1,1	0,8	1,2	1,2	-0,5	-4,89
Metal Leve	0,9	1,1	0,9	1,2	1,0	0,9	1,1	-0,6	-5,10
CCR SA	1,2	0,9	1,0	1,1	0,9	1,0	1,0	-0,6	-5,14
Viver	1,3	1,1	1,0	1,1	0,3	1,0	1,2	-0,6	-5,17
Sao Martinho	1,3	0,7	2,2	1,2	0,6	0,8	0,9	-0,7	-5,21
Braskem	0,9	1,4	1,0	1,3	1,0	0,8	1,1	-0,7	-5,36
Magnesita SA	1,0	1,1	0,9	1,0	1,3	1,1	0,7	-0,7	-5,37
Providencia	1,1	1,1	0,9	1,2	1,0	1,0	0,9	-0,7	-5,42
Localiza	1,1	1,0	0,9	1,2	0,9	1,1	1,0	-0,7	-5,55
Net	1,4	1,0	0,8	1,2	1,0	1,0	1,0	-0,8	-5,65
Amil	2,1	1,0	0,9	1,2	1,1	1,0	1,1	-0,9	-5,68
Telemar N L	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,1	0,9	-0,7	-5,78
Fer Heringer	1,0	0,9	0,6	1,3	0,9	0,9	1,0	-0,7	-5,89
Unipar	0,9	1,0	1,7	1,1	0,9	1,0	0,9	-0,8	-6,04
Telemar	1,1	1,0	1,0	1,0	1,0	1,1	0,9	-0,8	-6,04
Jereissati	1,0	1,0	1,0	0,8	1,0	1,1	0,9	-0,7	-6,10
Brasilagro	0,7	-1,0	1,4	4,0	0,2	0,3	0,9	-1,1	-6,13
BRF Foods	0,9	1,0	1,0	1,1	1,0	1,0	1,1	-0,8	-6,14
JSL	1,3	1,1	0,8	1,1	0,6	1,0	1,1	-0,9	-6,17
Fibria	0,9	2,0	1,0	0,9	0,9	1,1	1,2	-0,9	-6,25
P.Acucar-Cbd	1,1	0,9	1,0	1,5	0,7	1,1	1,2	-0,9	-6,30
Tam S/A	1,0	1,0	1,1	1,1	1,0	1,0	1,1	-0,9	-6,68
MMX Miner	1,2	1,0	1,5	1,3	3,2	0,8	1,3	-1,2	-7,19
Cesp	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	-1,1	-7,48
Log-In	1,8	1,2	1,2	1,1	1,0	0,9	1,3	-1,3	-7,56
Generalshopp	1,5	1,0	1,3	1,2	1,2	1,1	1,2	-1,3	-7,93
Cetip	0,4	1,0	1,0	2,5	0,2	0,7	0,8	-1,3	-7,95
Marfrig	0,7	1,1	1,1	1,3	0,8	0,9	1,2	-1,4	-8,95
Estacio Part	1,9	0,9	1,1	1,1	1,0	1,0	20,1	-0,4	-9,54
Gol	1,1	-0,6	1,2	1,0	0,9	-3,2	1,2	-1,8	-10,95
JBS	1,1	1,1	0,9	1,1	1,0	1,0	0,9	-1,9	-11,05
BHG	1,3	1,0	0,8	1,5	1,3	0,7	1,6	-5,7	-28,66
Kroton	1,5	0,9	0,8	1,1	0,8	0,8	0,1	-9,9	-47,84
OSX Brasil	0,5	0,3	0,6	8,3	0,4	0,1	1,0	-36,1	-165,77

