

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ  
COORDENAÇÃO CURSO DE TECNOLOGIA EM ANÁLISE E  
DESENVOLVIMENTO DE SISTEMAS  
CURSO DE TECNOLOGIA EM ANÁLISE E DESENVOLVIMENTO DE SISTEMAS**

**RAFAEL ANDRÉ GIMENES COSTA  
ROGERS PEREIRA**

**IDENTIFICAÇÃO DE REGRAS DE NEGOCIAÇÃO NO MERCADO DE  
AÇÕES UTILIZANDO MINERAÇÃO DE DADOS**

**TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO**

**PONTA GROSSA**

**2012**

**RAFAEL ANDRÉ GIMENES COSTA**  
**ROGERS PEREIRA**

**IDENTIFICAÇÃO DE REGRAS DE NEGOCIAÇÃO NO MERCADO DE  
AÇÕES UTILIZANDO MINERAÇÃO DE DADOS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado como requisito parcial à obtenção do título de Tecnólogo em Análise e Desenvolvimento de Sistemas da Coordenação do Curso de Tecnologia em Análise e Desenvolvimento de Sistemas da Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Helyane Bronoski Borges

**PONTA GROSSA**

**2012**



## **TERMO DE APROVAÇÃO**

### **IDENTIFICAÇÃO DE REGRAS DE NEGOCIAÇÃO NO MERCADO DE AÇÕES UTILIZANDO MINERAÇÃO DE DADOS**

por

**RAFAEL ANDRÉ GIMENES COSTA**

**ROGERS PEREIRA**

Este Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) foi apresentado em 04 de junho de 2012, como requisito parcial para a obtenção do título de Tecnólogo em Análise e Desenvolvimento de Sistemas. O candidato foi argüido pela Banca Examinadora composta pelos professores abaixo assinados. Após deliberação, a Banca Examinadora considerou o trabalho aprovado.

---

Prof<sup>a</sup>. Helyane Bronoski Borges  
Prof. Orientador(a)

---

Prof. Alison Roger Hajo Weber  
Membro titular

---

Prof<sup>a</sup>. Simone de Almeida  
Membro Titular

---

Prof<sup>a</sup>. Helyane Bronoski Borges  
Responsável pelos Trabalhos de  
Conclusão de Curso

---

Prof<sup>a</sup>. Simone de Almeida  
Coordenadora do Curso  
UTFPR – Campus Ponta Grossa

A Folha de Aprovação assinada encontra-se na Coordenação do Curso (ou Programa)

Se o conhecimento pode criar problemas,  
não será através da ignorância que os  
resolveremos. (ASIMOV, Isaac, 1972)

## RESUMO

COSTA, Rafael André Gimenes; PEREIRA, Rogers. **Identificação de Regra de Negociação no Mercado de Ações Utilizando Mineração de Dados**. 2012. 70. Trabalho de Conclusão de Curso de Tecnologia em Análise e Desenvolvimento de Sistemas - Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Ponta Grossa, ano 2012.

Este trabalho consiste em uma pesquisa experimental, objetivando a análise comportamental do mercado de ações através de indicadores financeiros da Análise Técnica. A mesma será feita através de mineração de dados aplicada aos registros de negociações da BM&FBOVESPA os quais serão processados utilizando os indicadores financeiros. Estes resultados servirão de base para definição de regras de negociação. Traz como resultado um comparativo dos lucros obtidos através da simulação de negociação de cinco ativos utilizando as regras identificadas anteriormente e a estratégia do *buy'n hold*, mostrando também um comparativo entre o *drawdown* de cada uma das simulações. Utilizando as regras identificadas, em dois ativos tem-se uma lucratividade superior ao *buy'n hold*. Quanto à análise de *drawdown*, em todos os casos o risco é menor do que o *buy'n hold*.

**Palavras-chave:** Mercado de Ações. Mineração de Dados. Análise Técnica.

## ABSTRACT

COSTA, Rafael André Gimenes; PEREIRA, Rogers. **Identification of Trade Rules at Stock Market Using Data Mining**. 2012. 77. Coursework of Analysis and System Development Technology - Federal Technology University - Paraná. Ponta Grossa, 2012.

This coursework is about an experimental research, focusing in a behavioral analysis of stock market using financial indicators of Technical Analysis. It will be done applying data mining on BM&FBOVESPA trade database, which will be processed using the financial indicators. This results will provide the basis to define the trade rules. This coursework shows as result a comparative of profit gained through simulated trade of five assets using the previous identified rules against the “buy and hold” strategy. This coursework analyzes also the drawdown value in both strategies. Using the identified rules on a couple assets has a higher profit than the buy’n hold strategy. About the drawdown analysis, in every case the risk is smaller than buy’n hold strategy.

**Keywords:** Stock Market. Data Mining. Technical Analysis.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Gráfico de barras .....	20
Figura 2 - Gráfico do tipo candlestick.....	21
Figura 3 - Gráfico de média móvel sobre o preço.....	23
Figura 4 - Gráfico de preço com indicador IFR.....	24
Figura 5 - Gráfico de preço com indicador estocástico.....	25
Figura 6 - Representação do período de drawdown .....	27
Figura 7 - Análise de estratégias via drawdown .....	28
Figura 8 - Processo de descoberta de conhecimento .....	30
Figura 9 – Gráfico de preço das ações da TecToy.....	36
Figura 10 - Modelo Relacional do Banco de Dados .....	38
Figura 11 - Representação da divisão de uma ação em valores menores.....	39
Figura 12 - Representação da falha do indicador Média Móvel em dados não normalizados .....	40
Figura 13 - Representação do indicador Média Móvel aplicado em valores normalizados .....	41
Figura 14 - Comparativo entre valores originais e normalizados.....	41
Figura 15 - Módulo Explorer do WEKA.....	47
Figura 16 - Gráfico da Simulação de Negociação da VALE5 .....	52
Figura 17 - Drawdown máximo VALE5.....	53
Figura 18 - Gráfico da Simulação de Negociação da PETR4.....	55
Figura 19 - Gráfico da Simulação de Negociação da CSNA3 .....	57
Figura 20 - Drawdown Máximo - CSNA3.....	58
Figura 21 - Gráfico da Simulação de Negociação da NATU3 .....	60
Figura 22 – Drawdown máximo - NATU3.....	61
Figura 23 - Gráfico da Simulação de Negociação da BBDC4 .....	62
Figura 24 - Drawdown Máximo - BBDC4.....	63

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Discretização dos dados do IFR com compra abaixo de 30 e venda cima de 70 .....	45
Tabela 2 - Registro anual de negociações da VALE5 .....	53
Tabela 3 - Registro anual de negociações da PETR4 .....	55
Tabela 4 - Registro anual de negociações da CSNA3 .....	58
Tabela 5 - Registro anual de negociações da NATU3 .....	61
Tabela 6 - Registro anual de negociações da BBDC4 .....	63
Tabela 7 - Comparação dos lucros obtidos .....	64
Tabela 8 - Drawdown dos ativos simulados .....	65

## LISTA DE SIGLAS

MACD	Moving Average Convergence Divergence ou Convergência e Divergência de Médias Exponenciais
IFR	Índice de Força Relativa
Ibovespa	Índice Bovespa
AEC	Antes da Era Comum
CVM	Comissão de Valores Mobiliários
CMN	Conselho Monetário Nacional

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO.....</b>	<b>7</b>
1.1 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA .....	8
1.2 OBJETIVOS.....	9
1.2.1 Objetivo Geral.....	9
1.2.2 Objetivos Específicos.....	9
1.3 JUSTIFICATIVA.....	9
1.4 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO .....	10
<b>2 MERCADO DE AÇÕES.....</b>	<b>11</b>
2.1 HISTÓRIA DO MERCADO DE AÇÕES .....	11
2.2 MERCADO DE AÇÕES NO BRASIL .....	12
2.3 AÇÕES .....	13
2.3.1 Índice Bovespa .....	14
<b>3 PANORAMA DA ANÁLISE FINANCEIRA ATUAL.....</b>	<b>16</b>
3.1 ANÁLISE FUNDAMENTALISTA .....	16
3.2 ANÁLISE TÉCNICA .....	17
3.2.1 Princípios da Análise Técnica.....	18
3.2.1.1 O preço desconta tudo.....	18
3.2.1.2 O preço tem tendência.....	18
3.2.1.3 A história se repete .....	18
3.2.2 Gráficos.....	19
3.2.3 Análise Clássica.....	21
3.2.4 Análise Técnica Computadorizada .....	21
3.2.4.1 Médias Móveis .....	22
3.2.4.2 Índice de Força Relativa(IFR) .....	23
3.2.4.3 Estocástico.....	24
3.2.5 Softwares de Análise .....	25
3.2.5.1 MetaStock .....	26
3.3 ANÁLISE DE RISCO.....	27
<b>4 DESCOBERTA DE CONHECIMENTO .....</b>	<b>30</b>
4.1 SELEÇÃO .....	31
4.2 PRÉ-PROCESSAMENTO E TRANSFORMAÇÃO.....	32
4.3 MINERAÇÃO DE DADOS.....	32
4.3.1 WEKA .....	33
4.4 INTERPRETAÇÃO E AVALIAÇÃO.....	34
<b>5 MÉTODO PROPOSTO.....</b>	<b>35</b>
5.1 SELEÇÃO DOS DADOS.....	35
5.2 NORMALIZAÇÃO .....	39
5.3 INDICADORES .....	42

5.4 CONFIGURAÇÃO DE PROCESSAMENTO DOS INDICADORES.....	43
5.4.1 Indicadores .....	43
5.4.2 Perfis de Processamento de Ativos .....	43
5.4.3 Perfis de Análise de Ativos .....	44
5.5 PROCESSO DE DESCOBERTA DO CONHECIMENTO .....	45
5.5.1 Mineração de Dados.....	46
5.6 SELEÇÃO DAS REGRAS IDENTIFICADAS .....	48
<b>6 SIMULAÇÃO DAS NEGOCIAÇÕES .....</b>	<b>49</b>
6.1 MÉTODO DE SIMULAÇÃO .....	49
6.2 AÇÕES SIMULADAS.....	51
6.2.1 Companhia Vale do Rio do Doce.....	51
6.2.2 Petrobrás .....	54
6.2.3 Companhia Siderúrgica Nacional.....	56
6.2.4 Natura .....	59
6.2.5 Banco do Brasil.....	62
6.3 APRESENTAÇÃO DE RESULTADOS .....	64
<b>7 CONCLUSÃO.....</b>	<b>66</b>
7.1 TRABALHOS FUTUROS .....	66

## 1 INTRODUÇÃO

O Mercado de Ações atualmente se mostra como a forma de investimento mais lucrativa comparado com outras, como poupança e títulos de renda fixa. Porém, se não for seguida uma rígida estratégia para análise do melhor momento de negociar, é difícil obter ganhos consistentes em longo prazo (WOLWACZ, 2006).

Atualmente mais de 500 empresas possuem capital aberto para negociação na bolsa de valores brasileira, a BM&FBOVESPA<sup>1</sup>. Diariamente milhares de ordens de negociações são executadas, resultando em uma movimentação média mensal de mais de R\$ 5 bilhões (BM&FBOVESPA, 2011).

Enquanto o pregão está aberto, minuto a minuto novas informações são disponibilizadas para os acionistas, dentre elas, o volume total de negociações, preço médio, preço atual, além de outros fatores que podem influenciar indiretamente no preço de uma ação, seja a cotação do Dólar ou petróleo.

Diante de todo este volume de dados é de crucial importância utilizar tecnologias para se obter ganhos. Uma vez que para o investidor torna-se difícil decidir o que analisar primeiro, surgindo questões como:

- Qual a melhor ação para negociar hoje?
- O preço desta ação está muito alto ou muito baixo?
- Ela está em tendência de alta ou de baixa?
- Devo executar uma venda mesmo estando no prejuízo?

Diante dos problemas citados acima, ao longo da história do mercado financeiro foram sendo desenvolvidas metodologias para analisar o mercado de capitais.

Entre as metodologias pode-se citar a Análise Fundamentalista, a qual se utiliza de informações contábeis e financeiras da empresa, além de dados de outras empresas do mesmo segmento de mercado, e a Análise Técnica, a qual utiliza como referência basicamente o preço da ação, pois segundo Matsura (2007, p. 2), “Toda

---

<sup>1</sup> Bolsa de valores brasileira criada em 2008 a partir da fusão da Bolsa de Mercadorias & Futuros e da Bolsa de Valores de São Paulo.

informação relevante está embutida no preço: macroeconomia, conjuntura setorial, balanço de empresas, fatores políticos etc.”.

Segundo Elder (2002, p. 42) há dois tipos principais de Análise Técnica:

- Clássica: Baseia-se somente no estudo dos gráficos, através visualização de padrões como triângulos, linhas de tendência. Usando apenas ferramentas simples como lápis e régua, tendo assim um caráter mais subjetivo.
- Computadorizada: Utiliza-se de indicadores computadorizados, que são divididos em dois grupos principais, seguidores de tendência e osciladores. Devido a basear-se em fórmulas matemáticas este tipo de análise é muito mais objetiva.

Para a análise de grande volume de dados utilizando um grande número de Indicadores da Análise Técnica, torna-se muito útil a utilização de um sistema de apoio à decisão. O qual filtraria os dados disponíveis, obtendo apenas informações relevantes e de fácil entendimento para se tomar uma decisão.

Este trabalho propõe a identificação de regras de negociação utilizando a mineração de dados para realizar a análise dos indicadores, através de comportamento e assertividade, tanto individual como em conjunto.

Para tal serão implementados alguns indicadores financeiros, os quais fornecem dados como tendências de mercado e indicação de compra ou venda. Permitindo então identificar regras de negociação, as quais tenham uma maior probabilidade de acerto de uma negociação, através da utilização da Mineração de Dados.

Com os resultados serão possíveis selecionar as melhores configurações e conjuntos de indicadores que servirão de base para o desenvolvimento de um futuro sistema autônomo de negociação.

## 1.1 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

A maior dificuldade para se analisar o mercado de ações utilizando a análise técnica é o grande volume de dados das negociações que devem ser analisados, nos quais são aplicados indicadores, permitindo então identificar pontos de compra e venda.

Segundo Matsura (2007, p.99) “A análise técnica deve ser aplicada de uma forma consistente, ou seja, deve fazer parte de um planejamento estratégico de

operações.”, isto deixa clara a necessidade de uma estratégia bem definida para aplicação deste tipo de análise. Esta estratégia varia dos indicadores ou tipo de indicadores a serem analisados e também os riscos que o investidor aceita estar sujeito.

Atualmente existem diversos *softwares* que propõem auxiliar o investidor através da aplicação de análise técnica. Por se tratarem de *softwares* de complexa configuração e utilização, a quantidade de informação gerada, em alguns casos, chega a ser maior que a original o que acaba retornando ao problema de excesso de informação citado anteriormente.

## 1.2 OBJETIVOS

### 1.2.1 Objetivo Geral

Identificar regras de negociação que tenham uma maior probabilidade de lucro, através da análise da assertividade dos indicadores.

### 1.2.2 Objetivos Específicos

- a) Desenvolver estrutura de banco de dados.
- b) Desenvolver software para visualização de gráficos.
- c) Normalizar base de dados histórica de negociações.
- d) Implementar e testar os indicadores.
- e) Identificar as regras usando a mineração de dados.
- f) Aplicar as regras de negociação identificadas.
- g) Analisar e avaliar de resultados.

## 1.3 JUSTIFICATIVA

O mercado de ações tem se mostrado como uma das opções mais rentáveis de investimento, porém o risco desta modalidade de investimento é muito alto. Devido a estes riscos, está cada vez mais comum a utilização da Análise Técnica, a

qual se utiliza de Indicadores, os quais mostram possíveis pontos de compra e de venda, reduzindo assim os riscos do investidor perder dinheiro, maximizando as chances de lucro.

A identificação de tais pontos de negociação utilizando indicadores demanda o uso de algum *software* o qual processará as informações, retornando os pontos de venda e de compra. Porém, como citado anteriormente os *softwares* existentes no mercado são de difícil uso, e podem gerar um volume de informações muito grande, gerando então mais problemas do que soluções.

Uma das formas de aumentar a probabilidade de sucesso de um analista técnico é através da identificação de regras básicas de negociação, as quais através da combinação de indicadores podem mostrar pontos de negociação baseados em dados de um ou mais indicadores, o que pode tornar esta análise mais eficiente e menos sujeita a perdas.

#### 1.4 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

No capítulo 2 é descrito um breve histórico do Mercado de Ações, e também é mostrado o panorama do mercado de ações no Brasil. No capítulo 3 é mostrado o panorama atual da Análise Financeira, descrevendo a Análise Fundamentalista e a análise Técnica, mostrando desde os seus princípios, descrevendo brevemente os gráficos utilizados para tal tipo de análise e se aprofundando na Análise Técnica Computadorizada, a qual é o material principal para o desenvolvimento deste trabalho.

No capítulo 4 é descrito sobre a descoberta de conhecimento descrevendo suas etapas.

No capítulo 5 é abordado o método proposto, descrevendo desde seleção dos dados a serem utilizados de base, o processo de normalização o qual foi necessário para a utilização destes dados, descreve também a utilização dos indicadores. Após isso é mostrado as etapas de descoberta de conhecimento utilizadas no trabalho e também sua utilização neste trabalho.

No capítulo 6 é mostrada a Conclusão e as possibilidades para trabalhos futuros. No apêndice A é apresentado o Modelo Entidade Relacionamento utilizado no trabalho.

## 2 MERCADO DE AÇÕES

A cada ano o mercado acionário ganha maior importância no cenário financeiro mundial. Seguindo esta tendência, países em desenvolvimento abrem suas fronteiras econômicas para que recebam investimento estrangeiro.

Diante desta importância este Capítulo 2 está dividido da seguinte maneira: a Seção 2.1 é descrito um breve histórico do mercado de ações. A Seção 2.2 demonstra como o mercado ações se situa no panorama financeiro do Brasil. E, por fim, na Seção 2.3 é apresentado os conceitos do mercado de ações.

### 2.1 HISTÓRIA DO MERCADO DE AÇÕES

O ato de obter lucro em negociações existe desde os primórdios da civilização. Na Grécia Antiga, Aristóteles já possuía uma ideia de regulamentação do que seria o preço justo. Em sua visão qualquer tentativa de mudar um preço para se obter lucro era injusta. Esta ideia seria firmada novamente séculos depois pela Igreja Católica (SMITH, 2004).

Já o mais antigo exemplo de um mercado organizado é encontrado na República Romana, por volta do ano 100 AEC. Devido ainda não existir interferência religiosa foi possível surgir os três pré-requisitos para um viável mercado de capitais, que são: Tolerância a riscos, fácil obtenção de crédito e capital livremente transferível. Uma vez que os conceitos de capital, crédito e risco ficavam mais comuns, o número de negociações aumentava. Com o passar do tempo foi criado pelo governo romano um compreensivo sistema de leis que regulamentava as transações.

Semelhante a uma corporação atual, teve o surgimento da *publicani*, que era formado por um grupo de investidores. O capital da *publicani* era dividido em dois tipos de ações: o *soccii*, capital em maior volume, e o *particulae*, de menor volume (SMITH, 2004). Devido ao caráter internacional do governo romano, com a sua posterior queda na Idade Média, este sistema de negociações acabou dando lugar ao sistema feudal, onde a liquidez dos bens diminui drasticamente.

Séculos depois com o surgimento das grandes navegações, e mais propriamente com o início da Companhia das Índias Orientais, é que teve o surgimento dos primeiros grandes bancos, juntamente com um complexo sistema financeiro que intermediava as negociações.

Isto evidencia que em diversos momentos da história houve a necessidade da existência de intermediários e leis, que dessem suporte as negociações.

Com isto em mente, pode-se definir em termos práticos que um mercado de ações atualmente é um aglomerado de pessoas negociando pedaços de papel com um preço embutido, que representam uma parte do capital de uma empresa. Este grupo de pessoas se divide basicamente em três categorias: compradores, vendedores e indecisos (ELDER, 1993). Os compradores querem comprar pelo preço mais barato possível e os vendedores querem negociar pelo preço mais alto possível. Assistindo a isto, há o grupo dos indecisos, que formam uma importante parcela do mercado, pois são eles que confirmam as tendências, ou seja, aceitam ou não os preços ofertados pelos vendedores e compradores. Devido a isto é que cada negociação representa a condição emocional de todo o mercado (ELDER, 2002).

## 2.2 MERCADO DE AÇÕES NO BRASIL

No Brasil o mercado de ações faz parte da estrutura do Sistema Financeiro Nacional, que é formado por instituições com o intuito de captar e distribuir recursos financeiros em território nacional. Tendo como principal órgão o Conselho Monetário Nacional (CMN), sendo este presidido pelo ministro da Fazenda.

Ligado ao Conselho Monetário Nacional existe a Comissão de Valores Mobiliários (CVM), que tem como função a regulamentação e fiscalização do mercado de valores, dentre eles a bolsa de valores.

Seguindo as regulamentações definidas por tais órgãos, o mercado de ações é um sistema de captação e distribuição de valores mobiliários com o objetivo de torná-los líquidos e capitalizá-los (BM&FBOVESPA, 1999). Já as diretrizes da CVM, a BM&FBOVESPA, a única bolsa de valores em atividade no Brasil, tem o papel básico de oferecer o suporte e estrutura para negociação de ações e seus

derivados. Através de seu mercado de negociação contínua, ela propicia a liquidez dos ativos, seja em curto ou longo prazo (BM&FBOVESPA, 1999).

Os ativos são negociados exclusivamente no pregão eletrônico, que consiste no sistema de negociação por terminais disponível para operadores e corretoras credenciadas.

Através das corretoras o investidor pode ter acesso ao mercado de ações, diretamente via sistemas de *home-broker*<sup>2</sup> ou comunicando a mesa de operações, onde a ordem é executada pelo operador. Assim é possível ao investidor ter acesso em tempo real ao livro de ofertas e efetuar as ordens de compra e venda.

Devido à intermediação da corretora entre o investidor e a bolsa de valores, são cobradas taxas de corretagem<sup>3</sup> e custódia<sup>4</sup>. Os valores variam segundo a política comercial de cada corretora. Nesta modalidade de negociação o investidor tem total acesso ao lucro que eventualmente obtenha.

Existem outras maneiras para o investidor ter acesso ao mercado de ações, como por exemplo, fundos de investimento. Porém, a responsabilidade e autonomia da execução das ordens de negociação ficam a cargo do gestor do fundo.

## 2.3 AÇÕES

As ações são títulos negociáveis no pregão eletrônico, que representam a menor parcela em que se divide o capital de uma sociedade anônima.

Estes ativos são negociados pelos acionistas, ou seja, aqueles que possuem ações negociáveis de empresas com capital aberto na bolsa de valores.

Existem diferentes tipos de ações disponíveis para negociação, onde cada uma interfere de uma maneira diferente no que um acionista pode fazer ao adquiri-la. Segundo Corrêa-Lima (2005, p.32) as principais são:

---

<sup>2</sup> Sistema de negociação via internet.

<sup>3</sup> Taxa cobrada pela corretora ao acionista por cada ordem de negociação executada.

<sup>4</sup> Taxa cobrada ao acionista pelo tempo que foi dono de uma ação.

- Ordinárias: Concedem ao acionista o direito de voto sobre qualquer assunto referente à governança corporativa, assim como o direito de compartilhar de qualquer dividendo que a corporação possa querer distribuir.

- Preferenciais: Como sugere o nome, é o tipo de ação que concede uma preferência ao seu detentor. Neste caso, ao contrário das ações ordinárias, este tipo de ação dá ao acionista a preferência no direito de receber um fluxo contínuo de dividendos a cada ano. Porém, geralmente não concede direito de voto em assembleias.

A seguir tem-se a definição do Índice Bovespa, principal indicador do comportamento do mercado de ações brasileiro.

### 2.3.1 Índice Bovespa

Com o objetivo visualizar o desempenho das ações das principais empresas negociadas na bolsa de valores, foi criado em 1968 o Índice Bovespa, ou, Ibovespa.

Assim como outros índices ele é composto por uma carteira teórica de ações, mas que objetiva representar 80% das negociações realizadas na BM&FBOVESPA através do mercado à vista utilizando lote-padrão, ou seja, 100 unidades de ações. Cada ação é analisada individualmente para obter seu índice de negociabilidade, que é calculado da seguinte forma (BM&FBOVESPA, 2008, p. 5):

$$IN = \sqrt{\frac{nX}{N} * \frac{vX}{V}} \quad (1)$$

Onde:

IN = Índice de Negociabilidade;

nX = número de negócios da ação "X";

N = número total de negócios no mercado a vista;

vX = volume financeiro gerado pelos negócios com a ação "X" no mercado a vista;

V = volume financeiro total do mercado à vista.

As ações com índice de negociabilidade que representem 80% do total negociado nos últimos 12 meses serão incluídas no Ibovespa. Assim, diferentes ações têm diferentes índices de negociabilidade, resultando que cada ação possui um peso de influência no Ibovespa. Por exemplo, na carteira do Ibovespa em exercício no período de Janeiro a Abril de 2012, a Petrobrás, negociada sob o código PETR4, tem 8,230% de representatividade, já a Telemar, TMAR5, possui 0.122% (BM&FBOVESPA, 2012).

Com base nestes valores o Ibovespa é aferido segundo a seguinte fórmula (BM&FBOVESPA, 2008, p. 6):

$$Ibovespa_t = \sum_{i=1}^n P_{i,t} * Q_{i,t} \quad (2)$$

Onde:

$Ibovespa_t$  = Índice Bovespa no instante  $t$ ;

$n$  = número total de ações componentes da carteira teórica;

$P$  = último preço da ação “ $i$ ” no instante  $t$ ;

$Q$  = quantidade teórica da ação “ $i$ ” na carteira no instante  $t$ ;

Devido a esta constante metodologia de aferição, e integridade das séries históricas ao longo dos anos o Ibovespa se tornou o principal índice de ações no Brasil (BM&FBOVESPA, 2008).

### 3 PANORAMA DA ANÁLISE FINANCEIRA ATUAL

Para investir no mercado de ações e obter uma maior chance de sucesso, é necessário um embasamento teórico, para tal têm-se as principais escolas, a de análise fundamentalista e a de análise técnica.

Este Capítulo está dividido da seguinte forma: a Seção 3.1 descreve-se sobre a Análise Fundamentalista, na Seção 3.2 descreve-se sobre a análise técnica, abordando primeiro o que é a análise técnica, depois descreve quais são os princípios básicos, então descreve os gráficos, que são muito utilizados na análise técnica, e cita alguns tipos de gráficos que podem ser utilizados. Então é descrita a Análise Técnica Clássica, e após isto descreve a Análise Técnica Computadorizada – a qual é o foco principal deste trabalho – e então aborda os indicadores que são utilizados para este tipo de análise.

#### 3.1 ANÁLISE FUNDAMENTALISTA

A análise fundamentalista utiliza-se de informações macroeconômicas, do setor de atuação da empresa e da própria empresa.

Segundo Debastiani e Russo (1998) as informações macroeconômicas que devem ser analisadas podem ser:

- Índice de inflação;
- Taxa de juros;
- Câmbio;
- Risco país;
- PIB(Produto Interno bruto);
- Entre outras.

As commodities que segundo Debastiani e Russo (1998, p.33) “São produtos em estado bruto ou com pequeno grau de industrialização, negociados de maneira global em bolsas de mercadorias e futuros.”, por serem amplamente negociadas, e por serem necessárias para todos os países, são negociadas por meio de bolsas de valores, podendo ser negociadas através de um contrato atual, visando seu fornecimento futuro a um preço predeterminado.

Devido a este tipo de negociação as commodities podem influenciar indiretamente o mercado de ações, pois interferem no preço futuro, afetando então as projeções de faturamento das empresas, as quais têm suas ações negociadas na bolsa de valores.

A análise fundamentalista também se utiliza de informações referentes ao setor de atuação da empresa, sendo comum muitos analistas se especializarem em determinados setores da economia, como siderúrgicas, empresas do varejo, telecomunicações e outros, pois cada um destes setores possui particularidades importantes para o processo de análise.

Informações da própria empresa como balanços e demonstrativos de resultado, volume de vendas, taxa de lucratividade bem como a política de investimentos, também são utilizados para a Análise Fundamentalista.

### 3.2 ANÁLISE TÉCNICA

Segundo Murphy (1999, p. 01), “[...] análise técnica é o estudo da movimentação do mercado, primeiramente através do uso de gráficos, com o propósito de prever as futuras tendências de preço”<sup>5</sup>.

O preço é o dado fundamental para a análise técnica, como descrito por Elder(1993):

*“O analista técnico acredita que os preços refletem tudo o que é conhecido sobre o mercado, incluindo todos os fatores fundamentalistas. Cada preço representa o consenso de valor de todos os participantes do mercado.”<sup>6</sup>  
(ELDER, 1993, p. 65).*

---

<sup>5</sup> “[...] technical analysis is the study of market action, primarily through the use of charts, for the purpose of forecasting future price trends”

<sup>6</sup> “Technical analysts believe that prices reflect everything known about the market, including all fundamental factors. Each price represents the consensus of value of all market participants”

### 3.2.1 Princípios da Análise Técnica

A análise técnica baseia-se em três princípios básicos, “O preço desconta tudo”, “O preço tem tendência” e “A história se repete” sendo estes a base conceitual para a mesma.

#### 3.2.1.1 O preço desconta tudo

É importante saber como os preços se movem, e não o porquê eles se movem. Para Murphy (1999, p. 03), “[...] o grafista sabe que existem motivos do porque o mercado sobe ou desce. Ele apenas não acredita que saber tais motivos é necessário para o processo de previsão”<sup>7</sup>.

Já para Matsura (2007, p. 02), “O importante é conhecer como os preços se movem, pois o que importa mesmo é saber quando comprar ou vender, sem precisar entender o motivo da alta ou da baixa.”.

#### 3.2.1.2 O preço tem tendência

O comportamento da massa de investidores gera tendências, pois o mercado não é aleatório e possui situações de previsibilidade.

*“O movimento dos preços reflete a percepção positiva ou negativa dos investidores em relação ao mercado. As expectativas mudam com frequência, mas existem períodos em que prevalece o otimismo ou o pessimismo. Nesses períodos, observamos que, embora os preços oscilem, eles caminham segundo uma tendência; é nessa situação que aparece a melhor oportunidade para comprar ou vender.”(MATSURA, 2007, p. 03)*

#### 3.2.1.3 A história se repete

Segundo Matsura (2007, p. 4), o mercado é movido pela massa de investidores, cujo comportamento segue a lógica emocional da perda e do ganho.

---

<sup>7</sup> “[...] the chartist knows there are reasons why markets go up or down. He or she just doesn't believe that knowing what those reasons are necessary in the forecasting process”

Este comportamento acompanha determinados padrões que se repetem ao longo do tempo, estas repetições registradas nos gráficos, aumentam a previsibilidade do mercado.

“A análise técnica existe porque a história sempre se repete, com pequenas diferenças, mas com padrões gráficos recorrentes” (MATSURA, 2007, p. 4).

Segundo Cao, Shen e Tay (2003, p. 111) as “séries financeiras temporais são randômicas em curto-prazo, mas determinísticas em longo-prazo”.

### 3.2.2 Gráficos

A análise Técnica utiliza-se de gráficos, para que através deles sejam identificadas figuras que indiquem uma situação de compra ou venda, e para identificar e traçar as retas de tendência, suporte e resistência.

Basicamente existem três formas de representar o gráfico de preços: Linhas, Barras e *Candlestick*.

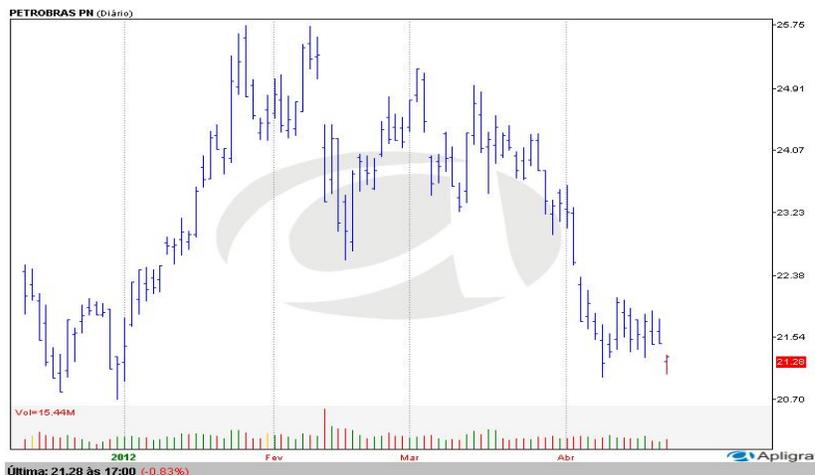
#### **Gráficos de Linhas**

A forma mais simples de representar um gráfico de preços é o gráfico de linha, o qual é composto pelo preço de fechamento diário, porém este é um gráfico mais simples, de fácil visualização, mas fica restrito a identificação de apenas alguns padrões gráficos (MATSURA, 2007).

#### **Gráficos de Barras**

Além do preço de fechamento, existem outros dados importantes como: o preço de abertura, o preço máximo e o preço mínimo do dia.

Uma das formas de representar estes quatro valores em um gráfico, é através do gráfico de barras. Nele, o preço mínimo e o máximo, são representados através de uma barra, o preço de abertura é representado por um traço horizontal à esquerda da barra, e o de fechamento a sua direita, conforme demonstrado na Figura 1.



**Figura 1 - Gráfico de barras**  
**Fonte: Apligraf (2012)**

Este tipo de gráfico, por possuir mais informações do que um gráfico de linha permite análises mais sofisticadas sobre o comportamento do mercado.

### **Gráfico Candlestick**

O Gráfico *candlestick* é formado por um corpo e por sombras inferiores e superiores. Como o gráfico de barras, o *candlestick* representa quatro preços, sendo representados por:

- Corpo: representa os preços de Abertura e Fechamento;
- Sombras: Os preços Máximo e Mínimo de uma ação.

Além do corpo e das sombras, o *candlestick* informa se o preço de fechamento de uma ação está acima do seu preço de abertura. Caso o corpo do *candlestick* seja vazado, é um *candlestick* de alta, ou seja, o preço de fechamento é maior do que o preço de abertura. Caso o preço de Fechamento seja menor do que o preço de Abertura, o *candlestick* é preenchido, indicando baixa. A Figura 2 tem-se a representação deste tipo de gráfico.



**Figura 2 - Gráfico do tipo candlestick.**  
**Fonte: Apligraf (2012)**

Os *softwares* gráficos podem utilizar-se de cores (azul ou verde para alta e vermelho para baixa) para facilitar a visualização dos mesmos (MATSURA, 2007).

### 3.2.3 Análise Clássica

A análise Técnica Clássica baseia-se na identificação de padrões de mercado, através da utilização de gráficos e figuras as quais podem ser identificadas utilizando-se de gráficos de barras ou *candlesticks*.

As figuras podem indicar padrões de continuidade ou reversões. As figuras utilizadas podem ir desde triângulos, retângulos, flâmulas até figuras mais complexas como Dias longos, Estrelas, Martelo, Martelo Invertido entre outras. Cada qual representando um determinado momento ou possibilidade no mercado de ações (MATSURA, 2007).

### 3.2.4 Análise Técnica Computadorizada

Antigamente, os gráficos eram desenhados a mão, e diariamente o analista adicionava neste gráfico uma nova barra de preço, a qual continha as indicações do preço de abertura, máximo, mínimo e de fechamento de uma ação. O processo de análise ficava restrito a identificação de figuras e o traçado das retas de tendência, suporte e resistência (MATSURA, 2007).

Com o passar do tempo foram criados os indicadores, fórmulas matemáticas que aplicadas aos dados de preço, volume e outros dados podem captar padrões resultantes do valor médio de um período de preços, refletindo o comportamento médio dos preços relativos, como o fechamento em relação ao preço máximo ou ao volume. Dando assim uma informação estratégica para negociação.

Por utilizar-se de fórmulas são mais fáceis de serem identificados utilizando-se de técnicas computacionais, permitindo então que o analista deixe de se preocupar com a identificação de pontos de compra e venda, para então se preocupar com a tomada de decisão final, identificando quais sinais de negociação podem ter um melhor resultado.

Os dois principais tipos de indicadores são os osciladores e os rastreadores de tendência. Os osciladores (Estocástico, IFR e outros) são utilizados em mercados sem tendências, eles ajudam a identificar os níveis de suporte e resistência. Os rastreadores de tendência, como por exemplo, as médias móveis e o MACD ajudam a identificar melhor uma tendência (ELDER, 2002).

Nos próximos itens serão descritos os indicadores mais populares, sendo que na seção 3.2.4.1 serão descritas as Médias Móveis, a seção 3.2.4.2 será descrito o Índice de Força Relativa(IFR) e na seção 3.2.4.3 o indicador Estocástico.

#### 3.2.4.1 Médias Móveis

Médias móveis são as médias de preço que se deslocam no tempo, tal deslocamento deve-se à entrada de novos preços e de saídas de valores mais antigos (MATSURA, 2007).

Elas podem ser simples, ponderadas ou exponenciais. A média simples é a média aritmética dos preços. As médias ponderadas e exponenciais são mais complexas, sendo que na ponderada, os valores mais recentes tem um peso maior do que os valores mais antigos. A exponencial utiliza-se do mesmo princípio, porém este peso aumenta exponencialmente de acordo com a proximidade da data atual.

As médias móveis suavizam os ruídos de um gráfico, porém acompanham o gráfico com certo atraso. Este atraso varia de acordo com o período utilizado (número de dias considerados para a média) (MATSURA, 2007).

Segundo Matsura (2007, p.71) “[...] quando o preço está acima da média móvel, observa-se uma tendência de alta; quando o preço está abaixo da média móvel, observa-se então uma tendência de baixa”. Ou seja, deve-se comprar quando o preço cruzar a média de baixo para cima, e vender quando o preço cruzar a média de cima para baixo.

$$MMp = \frac{PF_1 + PF_2 + \dots + PF_p}{p} \quad (3)$$

Onde:

p: número de dias;

MMp: média móvel de p dias.

PF n: preço de fechamento do dia n.

A Figura 3 faz uma representação gráfica de uma média móvel de 21 dias (linha verde) sobre o preço da ação:

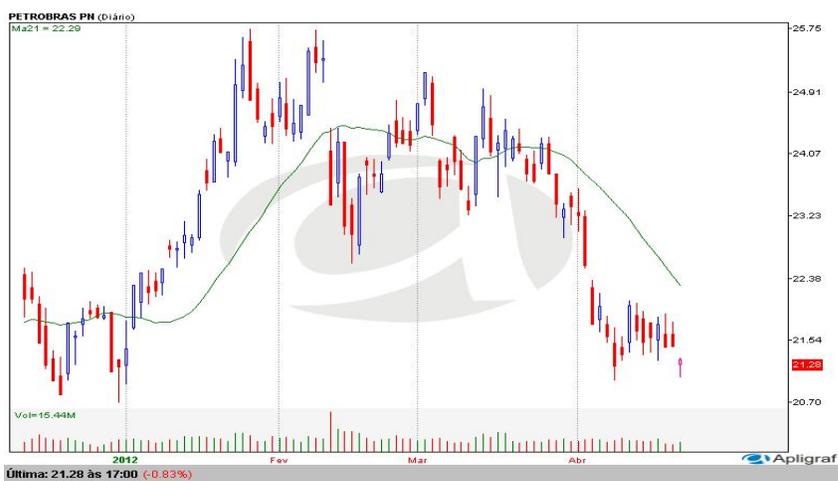


Figura 3 - Gráfico de média móvel sobre o preço.  
Fonte: Apligraf (2012)

#### 3.2.4.2 Índice de Força Relativa (IFR)

O IFR, ou RSI (*Relative Strength Index*) mede o comportamento dos preços de fechamento, monitorando a força de compradores e vendedores. A sua fórmula é:

$$IFR = 100 - \left( \frac{100}{1 + FR} \right) \quad (4)$$

Onde:

FR = Média das variações dos fechamentos em Alta / Média das variações em baixa

Como pode ser visto na equação acima, o que se mede é à força dos compradores com relação aos vendedores. Quanto maior a força dos compradores mais o índice se aproximam de 100; quando maior for a força dos vendedores, mais o IFR se aproxima de 0.



**Figura 4 - Gráfico de preço com indicador IFR**  
**Fonte: Apligraf (2012)**

Para se analisar o IFR, como representado na Figura 4, utilizam-se valores de referência, geralmente 30/70. Quando o IFR estiver abaixo de sua linha de referência e retornar acima dela, surgirá então uma oportunidade de compra; quando estiver acima de sua linha de referência superior e retornar abaixo dela, surgirá então uma oportunidade de venda (MATSURA, 2007).

### 3.2.4.3 Estocástico

O estudo conhecido como Estocástico enfatiza a relação do preço de fechamento com os máximos e mínimos mais recentes, criando regiões de sobrecompra e sobrevenda.

Através de tal estudo foi possível identificar que enquanto os preços sobem, o fechamento tende a se aproximar da cotação máxima diária. Enquanto os preços descem, o preço de fechamento tende a se aproximar da mínima diária.



**Figura 5 - Gráfico de preço com indicador estocástico**  
**Fonte: Apligraf (2012)**

O estocástico é representado por duas linhas como visto na Figura 5, e definido matematicamente da seguinte maneira:

$$\%K = 100 \times \left( \frac{(\text{Fechamento atual} - \text{menor mínima de n dias})}{(\text{maior máximo de N dias} - \text{menor mínimo de N dias})} \right) \quad (5)$$

Quando o Fechamento se aproxima do maior mínimo, o %K se aproxima de 100, quando se aproxima do menor Mínimo, se aproxima a 0. Além do %K, também se utiliza o %D, que é uma média móvel de %K. As regras para compra e venda baseadas no Estocástico podem ser:

- Compra: Quando %K cruzar %D de baixo para cima
- Venda: Quando o %K cruzar o %D de cima para baixo

### 3.2.5 Softwares de Análise

Devido à evolução e popularização do mercado acionário, cada vez mais o pequeno investidor tem acesso a este tipo de negociação. E uma maneira que ele

tem encontrado para sobreviver neste tipo de mercado é o ato de aliar análise técnica com o poder computacional (RIBERO, 2010).

Atualmente existem diversos *softwares* voltados para análise técnica. Porém, há o MetaStock, que é considerado o líder de mercado (KARWOWSKI, KOLSKI, ORLOWSKI. 2009).

### 3.2.5.1 MetaStock

Desenvolvido pela companhia Equis International (METASTOCK, 2012), atualmente na versão 11, é um *software* profissional voltado para investidores praticantes da Análise Técnica.

Possuindo as ferramentas necessárias para se fazer uma análise completa dos ativos, seja via utilização de indicadores matemáticos, ou pela análise clássica através de suas ferramentas de desenho.

Suas principais funcionalidades são:

- *Enhanced System Tester*: Possibilita ao usuário realizar *backtestings*, ou seja, criar e configurar estratégias de negociação e testá-las em uma base histórica de negociações.
- *Indicator Builder*: Com sua biblioteca de mais de 200 indicadores matemáticos, permite ao usuário customizá-los para adequar à sua estratégia.
- *Expert Advisor*: Através de variáveis previamente determinadas pelo usuário, esta funcionalidade alerta ao usuário o momento que determinada condição foi alcançada. Por exemplo: alertar quando o preço de determinada ação diminuir 3%.

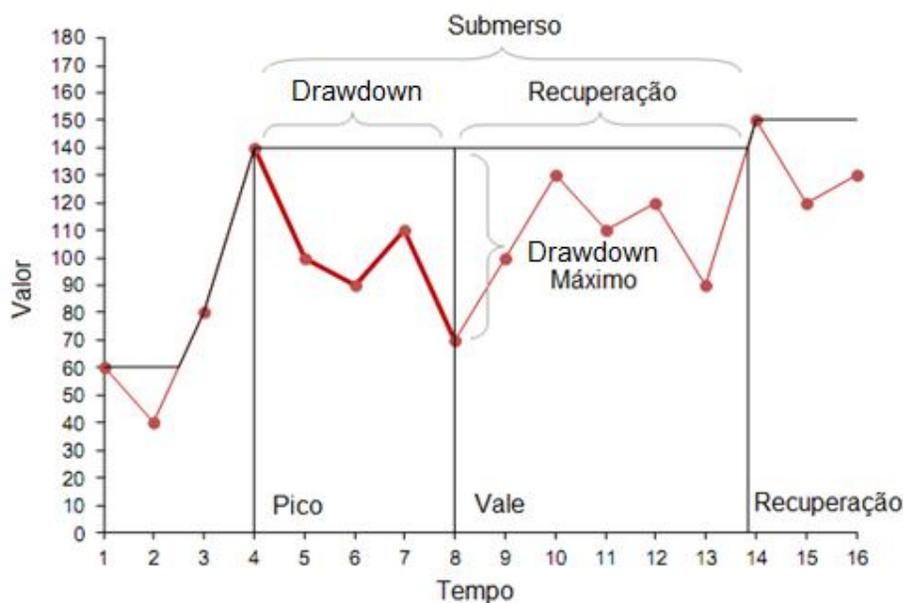
Uma vez que a quantidade de metadados gerados pelo MetaStock pode ser superior aos dados originais, e devido a ser um *software* altamente configurável, sua curva de aprendizado é muito grande. Para investidores individuais ele é muito caro e complicado (KARWOWSKI, KOLSKI, ORLOWSKI. 2009).

### 3.3 ANÁLISE DE RISCO

O investimento em ações está diretamente ligado ao conceito de risco-retorno. Um possível ganho é diretamente proporcional a um risco associado.

Portanto ao executar um investimento é necessário ter uma ideia do quanto grande é o risco de tal transação. Assim, uma das maneiras para aferição do risco de uma estratégia é a utilização conceito de *drawdown*. Segundo Johansen e Sornette (2000, p.1), “*drawdowns* são aspectos essenciais na avaliação de risco em gestão de investimentos.”

*Drawdown* é definido segundo Steiner (2010, p.1) como “a diferença entre o valor atual do portfólio e seu máximo”. Em termos práticos, em uma tendência de baixa ele mostra o quanto longe o valor atual está do valor mais alto. Na figura 6 tem-se a representação do período de *drawdown* e sua respectiva recuperação.



**Figura 6 - Representação do período de drawdown**  
**Fonte: Steiner(2010, p1)**

É observável na figura 6 que tem-se o valor mais alto e mais recente (pico), 140 no instante 4. O valor do *drawdown* máximo é identificado no momento que tem-se o menor valor (vale) após este valor mais alto. Neste caso ele ocorre no instante 8, com o valor 70.

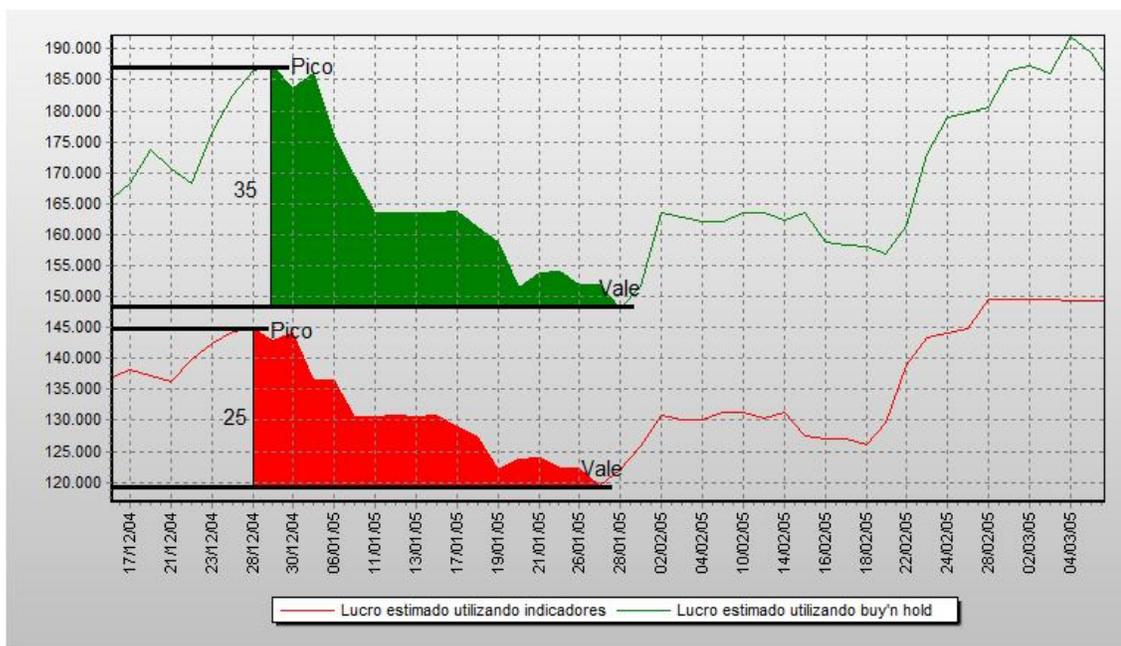
A partir destes dos valores, 140 e 70, é possível calcular o percentual do *drawdown* máximo pela seguinte fórmula (STEINER, 2010) :

$$\text{Máximo Drawdown} = (\text{menor valor} - \text{maior valor}) / \text{maior valor}$$

No exemplo da figura 6, com 140 para maior valor e 70 para menor, o *drawdown* máximo seria de -50%.

Assim, segundo Johansen e Sornette (2000, p.2), o *drawdown* “mede diretamente a perda cumulativa que um investimento pode estar sujeito”.

Na figura 7 tem-se registros da companhia Natura (NATU3) entre o período de 17/12/2004 a 04/03/2005. Na série de valores em verde tem-se apenas o valor de negociações com base apenas no preço da ação, sem nenhum tratamento. Já na série em vermelho, têm-se negociações utilizando indicadores financeiros. Com base nestes valores é possível identificar qual das duas estratégias possui um menor risco.



**Figura 7 - Análise de estratégias via drawdown**  
Fonte: Autoria própria

É visível no gráfico que ao ocorrer a tendência de baixa, as negociações sem indicadores são mais afetadas com prejuízo. Isto é observado pela diferença do seu

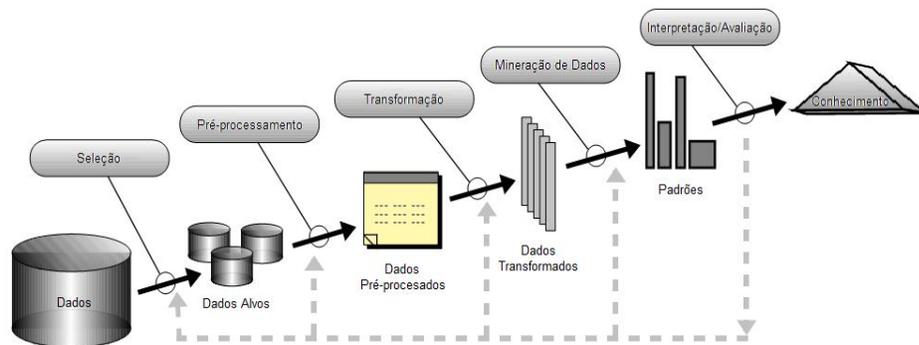
preço de pico, R\$185,00, e de vale, R\$150,00. Utilizando a fórmula de *drawdown* máximo citada anteriormente, é obtido 18%. Já pra as negociações com base em indicadores, tem-se um *drawdown* máximo de 17%.

Neste caso a estratégia utilizando indicadores financeiros se mostrou com menor risco.

## 4 DESCOBERTA DE CONHECIMENTO

A Descoberta de Conhecimento em Banco de Dados, ou KDD (*Knowledge Discovery in Databases*), é uma área multidisciplinar que tem por foco a procura e extração de conhecimentos em bancos de dados. Através de suas ferramentas, o KDD pode prever tendências e comportamentos, permitindo assim uma melhor tomada de decisão pelos especialistas e diferentemente de como era no passado, na ausência de tais técnicas, tais respostas são obtidas agora em menor tempo (WU, ZHANG. 2004).

Segundo Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth (1996, p. 40), “KDD é um processo não trivial de identificar padrões válidos, novos, potencialmente úteis e fundamentalmente entendíveis”. Já segundo Sivandam e Sumathi (2006, p. 37) “o termo KDD denota o processo geral de extração de conhecimento de alto nível de dados de baixo nível”. O KDD compreende várias etapas que envolvem preparação dos dados, busca de padrões, avaliação dos resultados e refinamento, e se necessário, repetir todo o processo em várias iterações como visto na Figura 8.



**Figura 8 - Processo de descoberta de conhecimento**  
**Fonte: Sivanandam, Sumathi (2006, p.41)**

Portanto, a partir de dados iniciais, que são conjunto de fatos em um repositório, são executadas as etapas. Ao final do processo, é esperado que um novo conhecimento seja adquirido a partir dos padrões identificados. Portanto, tais padrões devem ter algum grau de certeza e serem diferentes de padrões já conhecidos. Estes padrões deverão ser também compreensíveis para que especialistas humanos possam fazer uma análise mais profunda, para que então o novo conhecimento seja absorvido.

As primeiras empresas a adotarem técnicas de mineração de dados, foram as que dependem fortemente do processamento de informação. Tais empresas estão ligadas as mais variadas áreas, como bancos, investimentos, saúde e telecomunicações.

Na área relativa ao trabalho proposto, investimento financeiro, muitas empresas tem utilizado tais técnicas, porém não divulgam detalhes. Com exceção da LBS Capital Management que através de sistemas especialistas, redes neurais artificiais e algoritmos genéticos, tem gerenciado portfólios de ações de cerca de 600 milhões de dólares. E desde seu inicio em 1993 seu sistema tem superado o mercado ações global. (CAO, SHEN, TAY. 2003)

Nas próximas seções tem-se o detalhamento das etapas do processo de KDD, representados na figura 8.

#### 4.1 SELEÇÃO

Antes de iniciar a seleção dos dados, primeiramente o problema a ser resolvido já deve estar definido. Uma vez que a resposta a uma pergunta mal formulada é comprometida desde inicio do processo. Com o foco de estudo definido, é então iniciada a obtenção dos dados, que são a fonte principal de informações. Tais etapas, definição e seleção dos dados constituem os principais pilares da Mineração de Dados.

Nesta etapa devem ser cumpridas as seguintes tarefas:

- Adquirir dados;
- Formatar dados;
- Criar ambiente e ferramentas;
- Validar aquisição e formatação;
- Criar amostras (aleatórias) de trabalho;
- Particionar os dados (análise, calibração, validação e teste oculto).

Portanto, o objetivo desta etapa é reunir um conjunto de dados representativo, reproduzível e confiável. Este conjunto de dados deve ser formado de atributos que realmente irão contribuir para a resolução do problema (BRAGA, 2005).

## 4.2 PRÉ-PROCESSAMENTO E TRANSFORMAÇÃO

Geralmente em grandes quantidades de dados existe uma grande chance de existir informações inválidas, que por sua vez impede que o processo de KDD seja satisfatório, portanto garantir a qualidade dos dados a serem analisados é essencial. Problemas que podem ocorrer são atributos numéricos com símbolos alfabéticos. Erros de cardinalidade também são possíveis, como por exemplo, o atributo sexo, masculino ou feminino, tendo um terceiro valor inválido para análise.

Diante de tal problema, é necessário realizar uma limpeza nos dados, que segundo Wu e Zhang (2004, p.31) compreende: “[...] remover anomalias, eliminar registros duplicados, preencher dados faltantes e checar a consistência”.

Uma vez com os dados limpos, é necessário fazer mais verificações. Pois em muitos casos trabalhar diretamente com o dado puro não é maneira mais conveniente. Os dados precisam ser representados em uma nova maneira, mais efetiva no domínio a ser analisado. Por exemplo, modificar de dados simbólicos para numéricos e/ou booleanos, converter imagens para um vetor de valores, ou ainda aplicar uma fórmula matemática em alguns atributos para se trabalhar na fase de mineração com um metadado e não com o dado puro em si.

Segundo Teixeira e Vidal (2008, p.4), “Reduzir o número de variáveis e ao mesmo manter informações relevantes é o desafio da transformação”.

## 4.3 MINERAÇÃO DE DADOS

A mineração de dados, ou *data mining*, consiste na análise de dados e na aplicação de algoritmos de descoberta. Tais algoritmos sob as limitações de uma aceitável eficiência computacional produzem uma lista de padrões ou modelos de tais dados (FAYYAD, PIATETSKY-SHAPIRO SMYTH, 1996).

Existem diversas abordagens, ou atividades, para a realização da mineração. Escolher qual, dependerá do tipo de dados analisado, assim como o objetivo da mineração.

Segundo Fagundes (2010, 29min), “[...] o *data mining* executa basicamente dois tipos de atividades, preditivas e descritivas”. As atividades preditivas podem ter as seguintes tarefas:

- Classificação: Executa o mapeamento de dados de entrada em um número finito de classes. O algoritmo de classificação objetiva encontrar relacionamentos entre os atributos e uma classe. Sendo então possível prever a qual classe pertence um registro novo e desconhecido (OLIVEIRA, 2005).
- Regressão: Trabalha com a previsão de um valor específico, e não com previsão de uma classe, como faz a classificação. A previsão de valores numéricos pode ser feita tanto pela estatística clássica ou avançada, e por métodos “simbólicos”, que são frequentemente utilizados na tarefa de classificação (SIVANANDAN, SUMATHI. 2006).

Já as atividades descritivas podem ser divididas em:

- Associação: Segundo Sivanandan e Sumathi (2006, p.161) a associação “[...] captura o conjunto de significantes correlações no grupo de dados apresentado.” E tais afinidades são frequentemente expressas como regras (SIVANANDAN, SUMATHI. 2006).
- Agrupamento: Procura identificar conjuntos finitos de agrupamentos, ou *clusters*. Segundo Oliveira (2005, p.323) “[...] isto é feito, geralmente de maneira que exemplos de valores de atributos similares são agrupados em um mesmo *cluster*”.
- Sumarização: Identifica a partir de um conjunto de dados quais os atributos ou valores que melhor representam o registro desse conjunto (TEIXEIRA, VIDAL. 2010). Segundo Fagundes (2010, 30min), esta tarefa “[...] geralmente é associada a algum método estatístico [...], onde tem média, mediana, moda, desvio padrão, variância de algum atributo ou conjunto de atributos.”

#### 4.3.1 WEKA

Atualmente existem diversas ferramentas proprietárias para mineração de dados, como Enterprise Miner, Darwin e Intelligent Miner. Sendo a Enterprise Miner uma das mais conhecidas e utilizadas no Brasil (TEIXEIRA, VIDAL. 2010). Porém, existe o *software* WEKA (*Waikato Environment for Knowledge Analysis*), que é

muito popular no meio acadêmico. Desenvolvida em linguagem Java, com código aberto, o WEKA possui um conjunto de implementações de algoritmos de diversas técnicas de mineração de dados (DAMASCENO, 2010).

Atualmente na versão 3.6, o WEKA implementa vários métodos de associação, classificação e agrupamento. Além de ferramentas úteis ao processo de KDD, como normalização de dados e seleção de atributos.

#### 4.4 INTERPRETAÇÃO E AVALIAÇÃO

Consiste na última etapa do processo de obtenção de conhecimento. Os pesquisadores avaliam e interpretam os padrões minerados. Quando o resultado não é o esperado pode ser feita uma nova iteração nas etapas anteriormente descritas (BOHM, et al. 2010).

## 5 MÉTODO PROPOSTO

Neste Capítulo será descrito o método utilizado para o desenvolvimento deste trabalho.

Na seção 5.1 será mostrada como foi feita a etapa de seleção dos dados que foram utilizados de base para o desenvolvimento deste trabalho, na seção 5.2 será descrito o processo de normalização dos dados obtidos na etapa anterior, na seção 5.3 discorre-se sobre o uso de indicadores e quais são os dados sobre esta utilização em trabalhos anteriores. Na seção 5.4 será descrito o processo de aplicação, processamento e extração de resultados a partir da aplicação de indicadores, a seção 5.5 descreve o processo de descoberta de conhecimento utilizado neste trabalho e a seção 5.6 mostra a aplicação das regras geradas a partir da etapa anterior.

### 5.1 SELEÇÃO DOS DADOS

Os dados foram obtidos de negociações do mercado a vista na BM&FBOVESPA dos últimos 26 anos. Tais dados são disponibilizados para *download*, em formato de texto, através do endereço <http://www.bmfbovespa.com.br>.

Para que estas informações fossem armazenadas, permitindo então o processamento das mesmas criou-se um banco de dados Oracle, com as tabelas necessárias para o armazenamento dos ativos, dos históricos de negociação, os indicadores, os parâmetros de um indicador e demais tabelas necessárias para a identificação e aplicação das regras de negociação.

Foram selecionados apenas registros de negociações dos ativos pertencentes ao Ibovespa, delimitando então a população a ser estudada a apenas ações com maior representatividade. Devido à efetividade dos indicadores estar proporcionalmente ligada ao volume de negociações, como pode ser visto na Figura 9. Pode-se verificar que o baixo volume de negociações das ações da empresa TecToy, que não faz parte do Ibovespa, não é suficiente para formar uma tendência por cerca de 10 dias. Diante disso, indicadores do tipo seguidores de tendência, como a Média Móvel representada pela linha verde, nestes casos se tornam inúteis.



**Figura 9 – Gráfico de preço das ações da TecToy**  
**Fonte: Autoria própria**

Devido a tal problema, das aproximadamente 4.400.000 negociações obtidas entre 1986 e 2012, 20% serão descartadas. Isto é devido ao que foi visto anteriormente na seção 2.3.1, sobre a metodologia do Índice Bovespa selecionar apenas ações que representem 80% do total de negociações da BM&FBOVESPA.

Outro ponto relativo à seleção dos dados é a correta escolha dos atributos a serem analisados. Após a aquisição dos dados, conforme dito por Braga (2005, p.17), “[...] é preciso identificar quais atributos contribuem para a resolução do problema em tela”. Diante disto foi executada a redução de variáveis, que tem como objetivo eliminar atributos irrelevantes para a solução do problema (BRAGA, 2005).

O *layout* do arquivo disponibilizado pela BM&FBOVESPA possui 26 atributos. Destes, apenas três são essenciais para mineração de dados, devido à característica dos indicadores selecionados. Tais atributos são:

- **Código de Negociação:** Código alfanumérico, de até 11 caracteres que identifica de qual empresa é referente a ação. Por exemplo, a ação da Petrobras possui código de negociação PETR4. Assim é possível agrupar os registros e identificar padrões que possam ser específicos de uma determinada ação.
- **Data da Negociação:** Indica em qual dia, mês e ano ocorreu a negociação. Devido aos registros de negociações serem séries temporais, para a mineração tal atributo é essencial.

- Cotação de Fechamento: Valor da última negociação registrada no dia. Segundo Elder (2002, p.89), o preço de fechamento “[...] reflete o consenso final do valor, é preço mais importante do dia”. Isto diz respeito à Teoria de Dow, onde apenas o preço de fechamento é relevante (CARLSON, DOW, RUSSELL. 2009). Indicadores como IFR e Estocástico se baseiam apenas no preço de fechamento.

Outros atributos, como moeda utilizada na negociação, preço médio, maiores e menores cotações, entre outros foram descartados do processo de mineração de dados. Mesmo que tenham todos sido salvos em banco de dados para análise futura.

Quanto à estrutura de dados, as informações dos ativos foram importadas para a tabela *ativo*, e os históricos de negociações foram importados para a tabela *sessão*, a estrutura do banco de dados utilizado para o desenvolvimento deste trabalho pode ser vista na Figura 10.

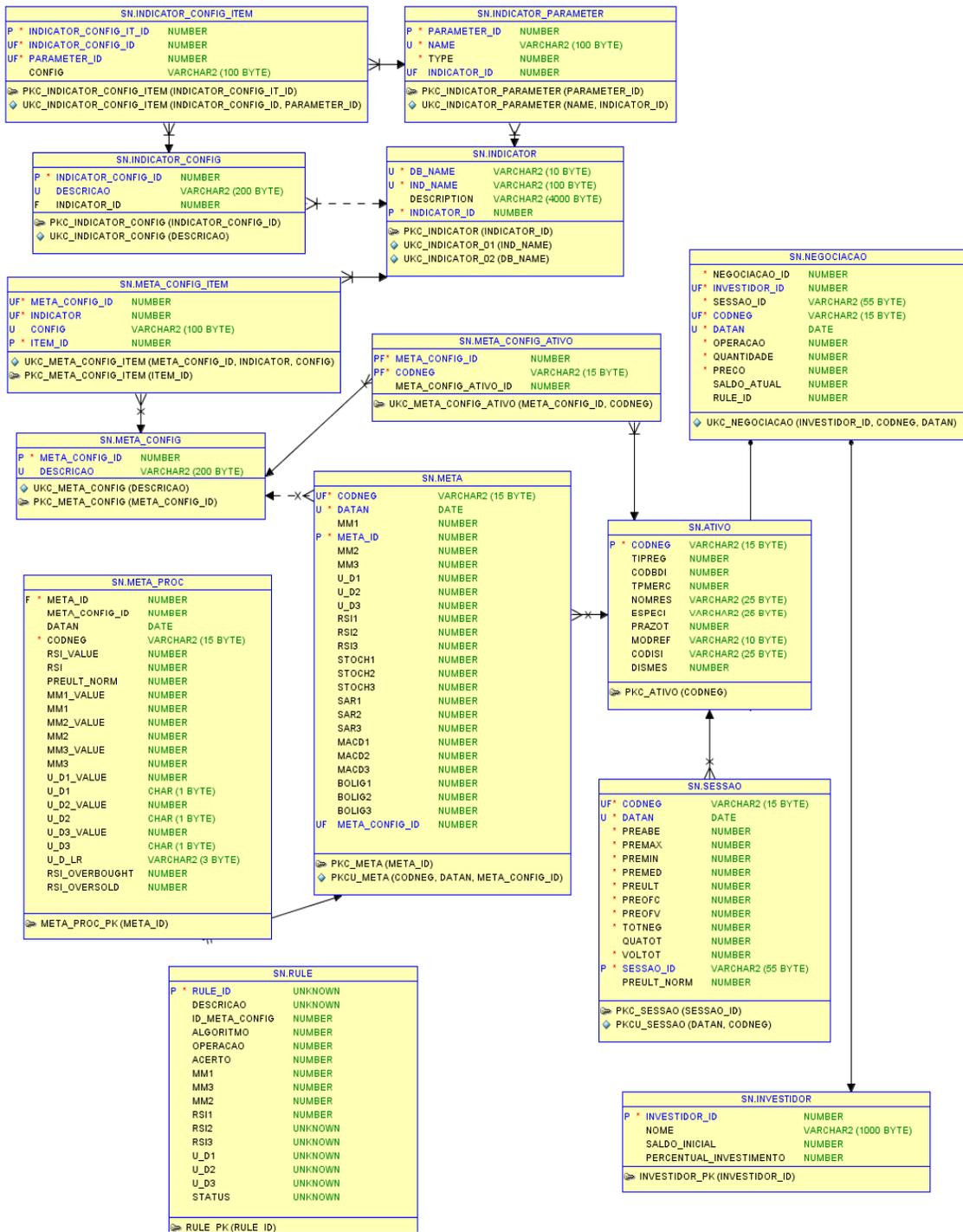


Figura 10 - Modelo Relacional do Banco de Dados  
 Fonte: Autoria própria

## 5.2 NORMALIZAÇÃO

Após estes dados serem importados, os mesmos passaram por um processo de normalização, pois os dados disponibilizados pela BM&FBOVESPA são brutos, sem tratamento, podendo existir uma variação de preço muito grande em uma ação, caso esta companhia efetue a divisão ou junção de suas ações. A Figura 11 mostra o gráfico de preço, sem normalização, da ação da Petrobras no período de 02/01/2001 a 22/06/2011.



**Figura 11 - Representação da divisão de uma ação em valores menores**  
**Fonte: Autoria própria**

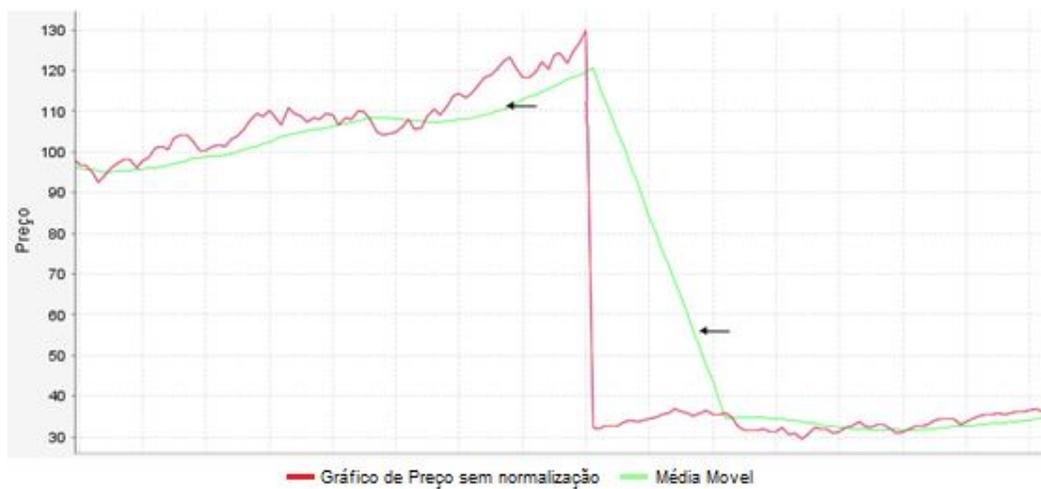
É possível verificar que há duas divisões. Na primeira há uma divisão por 4, onde anteriormente o acionista possuía uma ação de R\$130,00 e a após a divisão ele passa a possuir quatro ações no valor de R\$32,50. Em seguida é perceptível outra divisão por dois. O processo pode ocorrer inversamente quando o valor da ação está muito baixo, sendo feito então uma multiplicação.

Este mecanismo de divisão e multiplicação das ações é útil para que a companhia torne suas ações mais líquidas, ou em outras palavras, elas se tornem mais fáceis de negociar (BOSCH, 2009). Por exemplo, é mais fácil vender quatro ações de R\$25,00 para pessoas diferentes, do que uma de R\$100,00 para apenas um comprador.

Já no caso inverso, de ações com valor muito baixo, é vantajoso ter uma ação com valor maior, pois isto tem relação com o percentual de variação ser inversamente proporcional ao valor da ação, ou seja, quanto menor o preço, maior a

variação percentual. Por exemplo, em uma ação que vale R\$0,15, o simples aumento de R\$0,01 (menor variação possível) representa um aumento de mais de 6%. Isto acaba gerando uma grande volatilidade no preço, o que não é vantajoso para o acionista.

Caso estes dados fossem utilizados sem normalização, a aplicação de indicadores poderia retornar falsos positivos, ou seja, mostrando um ponto de compra/venda, porém tal indicação seria incorreta. Isto pode ser verificado na Figura 12 onde se tem uma visão mais próxima da divisão da ação por quatro, como visto anteriormente na figura 11. Juntamente tem-se o registro do indicador de Média Móvel com período de 21 dias, representado pela linha verde, e o preço na cor vermelho.



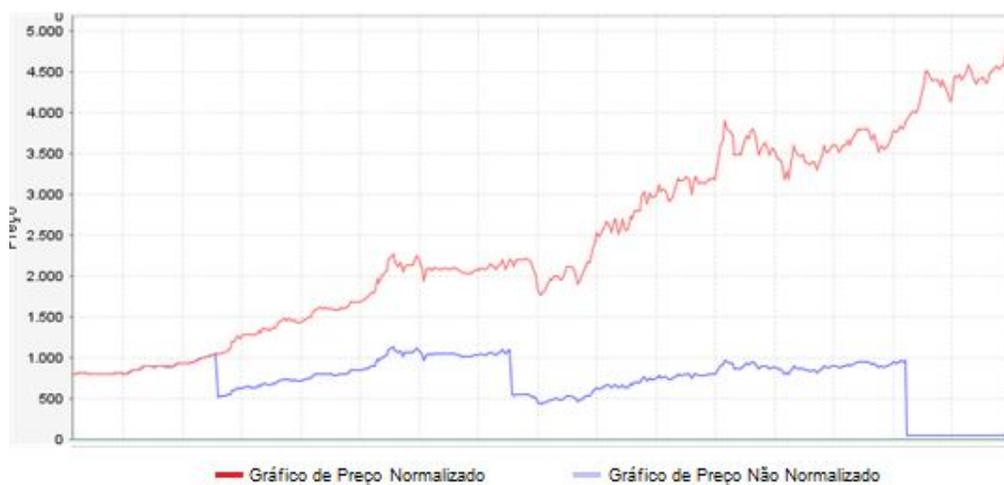
**Figura 12 - Representação da falha do indicador Média Móvel em dados não normalizados**  
**Fonte: Autoria própria**

Como visto na seção 3.2.4.1, a interpretação deste indicador, é de que quando seu valor está abaixo do preço, tem-se uma tendência de alta. E quando está acima do preço, há uma tendência de baixa. Uma vez que houve uma diminuição drástica no preço, a Média Móvel indica erroneamente que houve uma mudança para tendência de baixa. Na Figura 13, tem-se a representação do mesmo período mostrado na Figura 12, porém com o preço já normalizado. Pode-se verificar que neste caso não houve falha do indicador, e a tendência de alta se manteve.



**Figura 13 - Representação do indicador Média Móvel aplicado em valores normalizados**  
**Fonte: Autoria própria**

Tal normalização é feita através da comparação da cotação da data atual com a data anterior, caso esta diferença seja maior ou menor do que 100% é identificado então o coeficiente que é utilizado para a multiplicação ou divisão do valor da ação a partir desta data de negociação. O resultado pode ser observado na Figura 14 com registros da empresa MMX, no período de 24/07/06 a 22/06/11. Na linha vermelha tem-se o preço normalizado e na linha azul o valor original, sem normalização.



**Figura 14 - Comparativo entre valores originais e normalizados**  
**Fonte: Autoria própria**

### 5.3 INDICADORES

Foram analisados Indicadores da Análise Técnica, identificando vantagens e desvantagens do seu uso, bem como a complexidade de utilização dos mesmos.

O uso de tais indicadores algumas vezes foi citada como falha em alguns trabalhos acadêmicos, como concluiu Rodrigues (2008, p.33):

*“Fica evidente que o investidor não deve utilizar os indicadores da análise técnica em sua estratégia de investimentos, pois ele não trará ganhos a mais do que se poderia ganhar utilizando a estratégia de Buy’n Hold.”*

Sachetim (2006, p. 104), em sua pesquisa concluiu que:

*“No teste das janelas do estudo, descobriu-se que em todos os casos, sem exceção, os indicadores e a estratégia de buy and hold são estatisticamente equivalentes. Este último resultado mostra-se surpreendente, já que se conclui que os indicadores, mesmo otimizados, ou seja, mesmo utilizando a melhor combinação de parâmetros lucrativos para aquele período – o que nas operações em tempo real não seria possível – não são capazes de apresentar resultados superiores a simples estratégia de buy and hold. Este resultado invalida o uso dos indicadores de análise técnica contidos neste estudo como método primário ou exclusivo de análise de mercado.”*

Porém, mesmo com alguns dados citando que a utilização de indicadores não é o melhor método para análise, sempre cita-se a utilização da combinação de mais de um indicador, ou também a utilização de técnicas de análise fundamentalista juntamente com os indicadores, visando obter um resultado melhor e mais confiável.

Segundo Matura (2007, p. 98) “Quanto mais indicadores (não correlacionados) apontarem para uma mesma direção, maior a probabilidade de acerto e menor risco de perda.”

Em seu trabalho Sachetim (2006, p. 111) diz que uma das formas de melhorar os resultados obtidos é:

*“[...]combinar os indicadores de análise técnica ou outra ferramenta dessa escola, com fatores fundamentalistas. Através desse método, o investidor deve selecionar as ações de seu interesse por meio de critérios fundamentalistas e utilizar os indicadores ou outra ferramenta para melhorar os seus pontos de entrada e saída de mercado.”*

Diante disto, foram escolhidos os indicadores IFR e Médias Móveis para serem utilizados neste trabalho. Porque devem ser utilizados indicadores não correlacionados, ou seja, que se comportem de maneiras diferentes (MATSURA, 2007). No caso, o IFR é um indicador do tipo oscilador e a Média Móvel é um

seguidor de tendência. Com isto, tem-se duas visões diferentes do comportamento da ação.

Estes indicadores foram implementados em Oracle, para que fosse possível a utilização deles nos dados importados anteriormente, sem necessitar de integração com outra tecnologia.

## 5.4 CONFIGURAÇÃO DE PROCESSAMENTO DOS INDICADORES

Foram criadas configurações para processamento e obtenção de dados úteis ao KDD a partir do processamento de históricos de negociação de ativos utilizando de indicadores.

### 5.4.1 Indicadores

Através da tabela *indicator*, é possível armazenar os dados sobre os indicadores, como por exemplo, o seu nome e o nome do procedimento de processamento do mesmo no banco de dados.

Cada indicador tem seus parâmetros de configuração para que os mesmos sejam aplicados aos ativos importados previamente. Estes parâmetros são pré-definidos de acordo com os parâmetros necessários para a extração de dados a partir da aplicação destes indicadores sobre os dados de negociação importados previamente e com os valores já processados para este indicador. Estes parâmetros são armazenados na tabela *indicator\_parameter*.

### 5.4.2 Perfis de Processamento de Ativos

São perfis criados para o processamento dos valores de negociação, os quais gerarão dados na tabela *meta*, a qual armazena os valores de negociação, bem como os valores resultantes da aplicação dos indicadores definidos através dos perfis de Ativos, esta configuração é salva na tabela *meta\_config*.

Os ativos que serão processados são armazenados utilizando-se da tabela *meta\_config\_ativo*. Também poderão ser vinculados quais os indicadores que serão processados para este grupo de ativos, estes dados serão salvos na tabela

*meta\_config\_item*, definidos através da escolha do indicador, de qual configuração pertence e qual a configuração será utilizada para a aplicação do indicador.

#### 5.4.3 Perfis de Análise de Ativos

Para a análise de dados a partir da aplicação de um indicador, é possível que sejam salvas várias configurações, que são armazenadas na tabela *indicator\_config*, as quais podem receber valores para um ou mais parâmetros de um mesmo indicador, os quais ficam armazenados na tabela *indicator\_config\_item*.

Depois de aplicado um indicador a um ativo, você pode utilizar várias configurações para um mesmo indicador, ou seja, aumentar ou diminuir os índices que devem ser obtidos para que um indicador identifique um ponto de negociação.

A aplicação de alguns indicadores, como o IFR e o Estocástico, retornam índices em que seus valores variam entre zero e cem. Conforme a configuração dos parâmetros de análise pode-se dizer que caso o resultado do índice IFR esteja com um valor menor do que trinta, então é sinalizada uma compra, e caso esteja com um valor maior que setenta, é sinalizada então uma venda.

Porém se para a mineração de dados fosse utilizado este intervalo de zero a cem, a identificação de regras se tornaria muito complexa e demorada. Então, utilizando-se da técnica de discretização - uma das formas de pré-processamento do KDD – a qual consiste em pegar uma variável com valores de um domínio muito grande de uma variável (5, 15, 25, 35, 43, 52, 63, 77, 81, 89) e converte-los em valores de um domínio menor (25,50,75,100)(HAN; KAMBER, 2006). Baseado em tal técnica foram pegos os valores gerados a partir da aplicação de indicadores e convertidos da seguinte maneira:

- Os índices gerados a partir da aplicação do IFR são convertidos em um domínio de valores mais reduzido, no qual -1 indica a venda, 0 não faz a indicação expressa de nenhuma negociação e o 1 indica um momento de compra. Esta transformação pode ser vista na tabela 1.
- Nas médias móveis caso o valor está abaixo da linha de preço das ações, tem o valor -1, o que indica um ponto de venda, caso esteja acima da linha de preços, tem o valor 1 e indica um ponto de compra.

- No indicador de *Up-down*, o qual mostrará se o preço da ação subiu ou desceu após *n* dias, caso ele tenha subido terá o valor 1, caso tenha mantido-se estável, o valor 0 e caso tenha tido uma queda, o seu valor será -1.

**Tabela 1 - Discretização dos dados do IFR com compra abaixo de 30 e venda cima de 70**

Valor do Indicador	Valor discretizado
10	-1
25	-1
50	0
65	0
70	1
90	1

Fonte: Autoria própria

A transformação destes dados facilita a mineração de dados, diminuindo o seu custo de processamento e possibilita também uma maior taxa de assertividade nas regras geradas.

## 5.5 PROCESSO DE DESCOBERTA DO CONHECIMENTO

Conforme descrito nos capítulos anteriores, foi seguido em sua totalidade o processo padrão do KDD, que fora visto na Figura 8. No Quadro 1 tem-se o processo usual do KDD, paralelo as etapas executadas neste trabalho.

**Quadro 1 - Comparativo entre etapas do KDD e realização do trabalho**

(continua)

Etapa do KDD	Etapa do trabalho
Seleção de Dados	Obtenção dos registros de negociação da BM&FBovespa. Seleção de registros e atributos relevantes.
Pré-processamento	Normalização dos valores

**Quadro 2 - Comparativo entre etapas do KDD e realização do trabalho (conclusão)**

<b>Etapa do KDD</b>	<b>Etapa do trabalho</b>
Transformação	Aplicação de indicadores IFR e Média Móvel
Mineração de Dados	Exportação de metadados para o WEKA e obtenção de regras associativas
Interpretação/Avaliação	Teste de negociação com as regras obtidas.

**Fonte: Autoria própria**

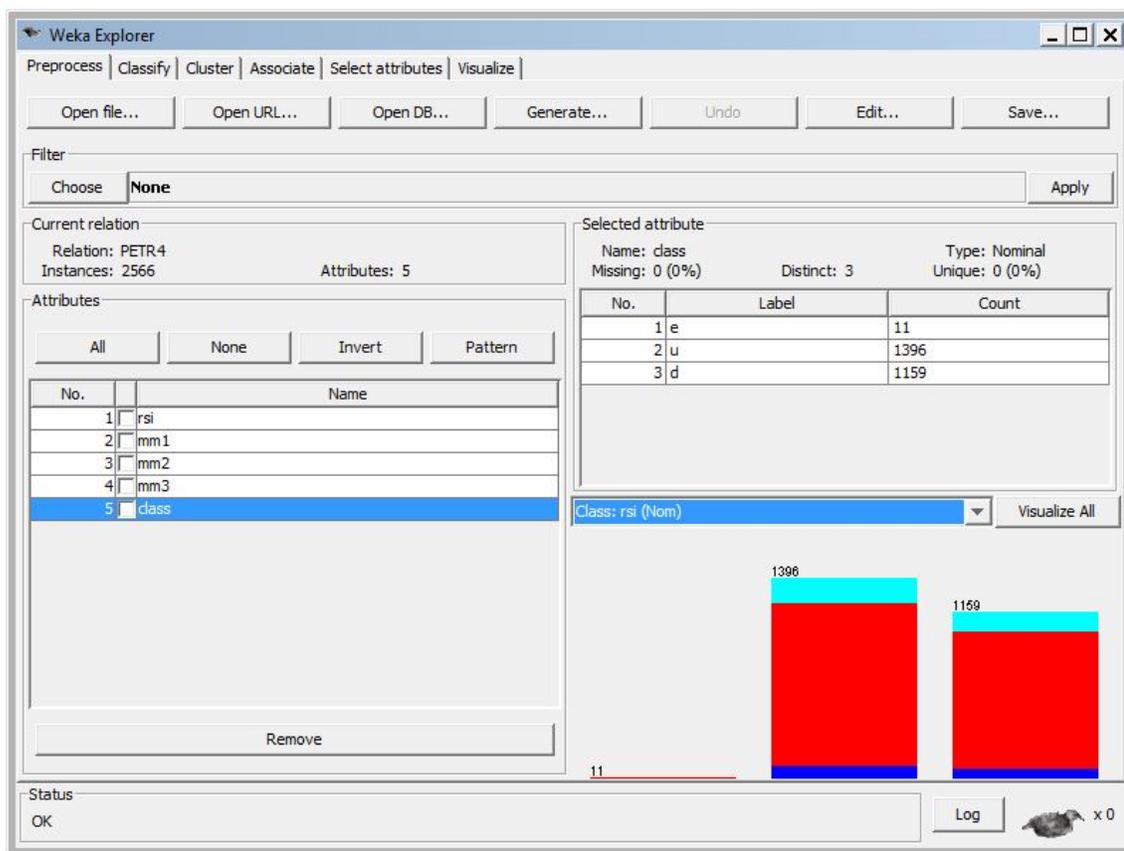
No item a seguir tem-se a detalhamento da etapa de mineração de dados.

### 5.5.1 Mineração de Dados

Após a realização das etapas de configuração, importação e processamento dos dados, que inclui a geração dos metadados a partir dos indicadores matemáticos, foi executada a exportação dos registros para o WEKA. Isto foi feito através da geração de arquivos no formato arff, seguindo o *layout* compatível com o *software* WEKA.

Foi selecionado para mineração, como base de dados de treinamento, apenas registros da empresa Vale, com um total de 2805 instâncias. Uma vez que ela possui grande volume de negociações, sendo este um fator positivo para a descoberta de padrões.

No módulo Explorer do WEKA foi executada a importação do arquivo. Foram então testadas duas técnicas de mineração, Associação, com algoritmo *PredictiveApriori* (SCHEFFER 2004), e para Classificação o algoritmo J48 (QUINLAN, 1993). Abaixo na figura 14 tem-se o módulo *Explorer* com os registros de negociações da Petrobras:



**Figura 15 - Módulo Explorer do WEKA**  
**Fonte: Autoria própria**

Para classificação o resultado não foi satisfatório uma vez que o algoritmo não foi capaz classificar com um bom grau de acerto. Com um resultado final de 55,13% de classificações corretas, mesmo com ajustes de poda na árvore de decisão.

Já com o uso do algoritmo *PredictiveApriori*, para associação, foi obtido um melhor resultado.

Foram feitas duas abordagens na busca por regras. A primeira, buscando regras de associação geral entre as instâncias da base de dados de estudo. Neste caso, para uma busca máxima de 100 regras de associação geral, 44% delas obtiveram um fator de precisão de mais de 0.9, sendo 1.0 o valor máximo. Destas 100 regras, foram selecionadas as 20 melhores regras de acordo com o fator de precisão, para posterior avaliação na base dados de testes.

Já a outra abordagem utilizada para Associação, foi a de busca por regras de associação de classes, ou seja, uma associação classificativa. Segundo Han, Li e Pei (2001,p. 2), “se fortes associações dentre frequentes padrões e identificações de

classes podem ser observados nos dados de treinamento, um objeto futuro de padrões similares pode ser classificado”. Neste caso foram selecionadas as 20 melhores regras de associação classificativas. Os requisitos para escolha foram a ocorrência e precisão da regra identificada na base de dados de treino. Regras com baixa ocorrência foram descartadas. Outro fator para descarte foi a incoerência da regra identificada frente o domínio estudado. Por exemplo, uma regra de compra utilizando valores dos indicadores que em sua origem indicariam uma venda.

## 5.6 SELEÇÃO DAS REGRAS IDENTIFICADAS

Após a filtragem inicial das regras, conforme descrito na seção 5.5.1, com o objetivo de validar as regras, foram simuladas negociações para o ativo VALE5.

Aplicando estas regras de negociação no período de 01/01/2001 até 30/04/2012. Depois de feitas estas simulações, foram eliminadas regras em que o prejuízo decorrente dela era muito alto, filtrando assim somente as melhores regras de negociação.

Após feita esta segunda filtragem de regras, foram simuladas novamente as negociações baseadas nestas regras. Porém ainda tinham negociações que geravam um prejuízo muito alto, porém em determinados momentos eram lucrativas.

Para evitar este tipo de problema, foi implementada então uma regra de *stop*, ou seja, o “valor em que a operação deve ser abortada com a realização de prejuízo”. (MATSURA, 2007, p.89)

Segundo Matsura (2007), as regras de *stop* não podem ser muito rígidas, pois podem impedir ganhos futuros ou então podem acabar abortando uma negociação de maneira prematura, gerando então um prejuízo ainda maior. Com base nisto foi definida uma regra simples de *stop*, na qual, caso uma ação tenha uma desvalorização de mais de 10% do que o preço em que foi comprada, esta negociação é abortada. Impedindo assim que o mercado tenha uma nova queda e o simulador não identifique nenhuma regra de negociação a qual indique venda.

## 6 SIMULAÇÃO DAS NEGOCIAÇÕES

Neste Capítulo será descrito o método utilizado para a simulação das negociações e a apresentação dos resultados obtidos.

Na seção 6.1 será descrito o método utilizado para a simulação das negociações, descrevendo os valores utilizados para negociação, bem como explicando a forma com que as simulações foram feitas.

A seção 6.2.2 mostra as simulações das negociações da Companhia Vale do Rio Doce a qual foi utilizada como conjunto de aprendizado para a escolha das regras de negociação. Nas seções seguintes serão apresentados os resultados das simulações da Petrobrás, Companhia Siderúrgica Nacional, Natura e Banco do Brasil.

Na seção 6.3 será apresentado um resumo de todas as negociações bem como o resumo dos valores de *drawdown das ações simuladas*.

### 6.1 MÉTODO DE SIMULAÇÃO

Após a seleção das regras identificadas, foram simuladas negociações para os seguintes ativos:

- Companhia Vale do Rio Doce (VALE5);
- Petrobrás (PETR4);
- Companhia Siderúrgica Nacional (CSNA3);
- Natura (NATU3);
- Banco do Brasil (BBDC4).

Esta simulação consistiu em definir em R\$ 100.000,00 o valor inicial fictício para um investidor. Além disso, também foi definido que o valor utilizado para cada compra poderia ser de 10% do saldo disponível. Já as vendas seriam sempre do montante total investido. Esta compra em parcelas menores pode diminuir o percentual de lucro obtido, porém evita também que possa ser investido todo o capital em um falso positivo, gerando então um prejuízo muito alto.

Esta simulação foi feita utilizando um procedimento em Oracle, o qual consiste em analisar todos os registros de sessões (dias em que houve negociação de um ativo na bolsa de valores) do período desejado, tentando identificar

iterativamente se algum destes registros após processados utilizando os indicadores configurados anteriormente, tem características iguais ao de uma regra de compra ou venda selecionadas na seção 5.6.

No caso de identificação de regras de venda, mesmo que o simulador não identifique uma regra com características iguais ao da sessão analisada, mas a variação de preço da ação na data que estava sendo analisada seja 10% menor do que a data da última negociação de compra de uma ação, o simulador vende a ação mesmo assim, tentando evitar um prejuízo o qual poderia se tornar maior ainda.

Os resultados obtidos para os ativos descritos acima serão descritos mostrando uma comparação entre os valores obtidos através da negociação utilizando as regras encontradas no KDD e a negociação utilizando-se da técnica do *buy'n hold*. Estes resultados serão apresentados da seguinte maneira:

- Período de simulação
- Número de Dias possíveis de negociação
- Números de negociações
  - Totais
  - Compras
  - Vendas
- Apresentação dos lucros estimados para a negociação
- Gráfico mostrando o lucro estimado para a simulação utilizando indicadores e também para a utilização do *buy'n hold*. Este gráfico terá seu eixo x composto pelo período (datas em que houve negociação), e em seu eixo y terão duas séries, uma mostrando os valores para a simulação utilizando regras do KDD e outra com os valores da simulação utilizando o *buy'n hold*.
- Breve análise sobre os resultados
- Análise de risco
- Tabela contendo um resumo de todas as negociações no período analisado, a qual mostrará:
  - Ano de negociação
  - Números de negociações
    - Quantidade total de operações no ano
    - Número total de operações de Compra

- Número total de operações de Venda
- Resultados obtidos a partir da utilização de regras do KDD
  - Lucro estimado
  - Percentual de lucro estimado
- Resultados obtidos a partir da utilização do *buy'n hold*
  - Lucro estimado
  - Percentual de lucro estimado

Nas seções seguintes serão apresentados os resultados obtidos para os ativos simulados, de acordo com o modelo descrito acima.

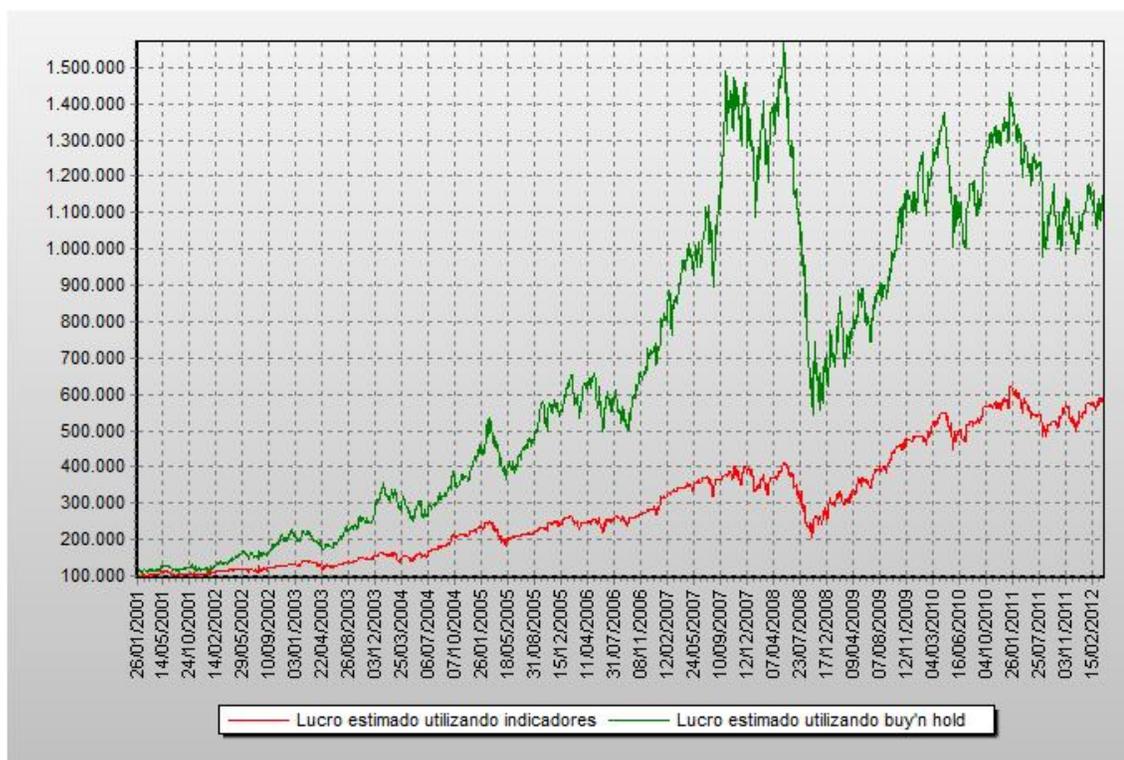
## 6.2 AÇÕES SIMULADAS

### 6.2.1 Companhia Vale do Rio do Doce

Para simulação de negociações da Companhia Vale do Rio do Doce (VALE5), foram selecionados registros de 02/01/2001 a 26/04/2012, com um total de 2805 dias de possíveis negociações.

Através da simulação de negociação utilizando o conjunto de regras obtidas no processo de KDD, foram simuladas um total de 2254 negociações, sendo 2036 de compras e 218 de vendas.

Ao final das negociações utilizando as regras identificadas na etapa de mineração de dados, foi obtido um resultado final de R\$ 584.899,38, com um lucro de 484,89%. Para o mesmo período, caso fosse utilizada a técnica de *buy'n hold*, o resultado final seria de R\$ 1.126.875,00 ou 1.026,87% de lucro. O comparativo das duas modalidades de negociação pode ser visto na Figura 16



**Figura 16 - Gráfico da Simulação de Negociação da VALE5**  
 Fonte: Autoria própria

Como pode ser visto na Figura 16, a negociação utilizando-se da técnica de *buy'n hold*, teve um lucro maior do que as negociações utilizando-se das regras identificadas através do KDD.

Como referenciado na seção 3.3, uma das maneiras de aferir o risco associado a uma negociação é pelo cálculo do *drawdown*. Assim, como pode ser verificada na Figura 17, a estratégia de *buy'n hold* teve um *drawdown* máximo de 66%, ocorrido no dia 27/10/2008. Já para a estratégia utilizando indicadores, o *drawdown* máximo ocorreu no dia 24/10/2008, porém com valor máximo de 50%. Ao longo das 2254 negociações realizadas, o *drawdown* médio para a estratégia de *buy'n hold* foi de 1,41%, já para a estratégia com base no KDD foi de 0,63%.

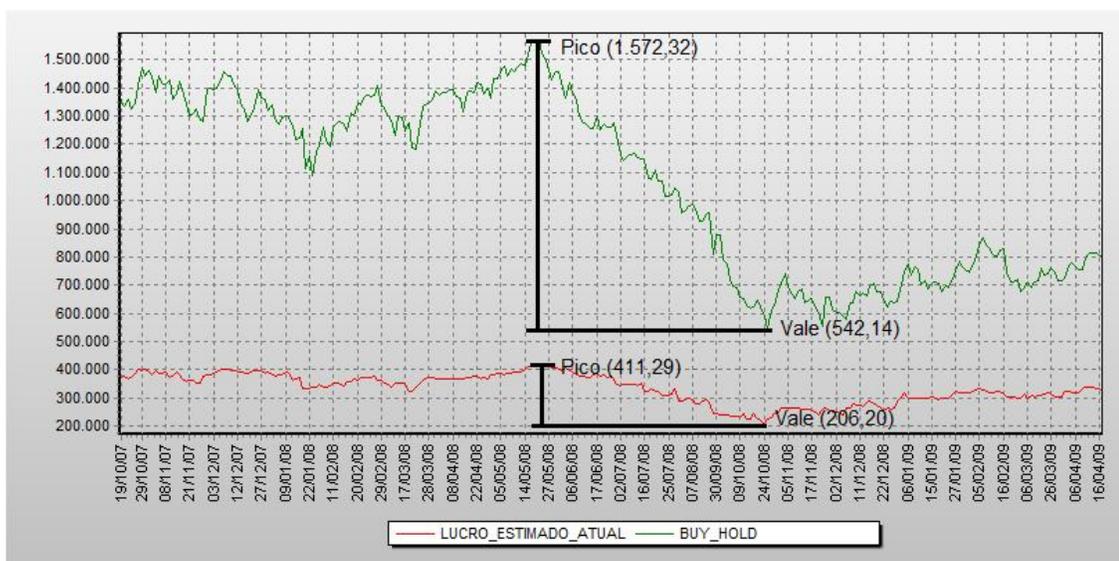


Figura 17 - Drawdown máximo VALE5

Fonte: Autoria própria

Com base nestes valores de *drawdown*, é verificado que a estratégia utilizando as regras obtidas pelo KDD possui menor risco.

A Tabela 2 mostra um resumo de todas as negociações, agrupadas por ano, trazendo um resumo das operações financeiras simuladas para este ativo no período analisado.

Tabela 2 - Registro anual de negociações da VALE5

(continua)

Ano	Quantidade de operações			Regras identificadas através do KDD		Buy'n hold	
	Total	Compras	Vendas	Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)	Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)
2001	154	145	9	104.569,18	4,57	119.866,07	19,87
2002	212	179	33	133.801,50	33,80	220.982,14	120,98
2003	204	179	25	162.214,07	62,21	328.571,43	228,57
2004	219	202	17	223.291,91	123,29	429.575,89	329,58
2005	203	180	23	244.676,94	144,68	560.825,89	460,83
2006	214	192	22	291.187,42	191,19	724.553,57	624,55
2007	222	194	28	388.476,10	288,48	1359.375,00	1.259,38
2008	185	175	10	286.297,30	186,30	639.910,71	539,91
2009	206	192	14	483.663,66	383,66	1130.357,14	1.030,36
2010	214	195	19	579.676,78	479,68	1299.107,14	1.199,11

Tabela 2 - Registro anual de negociações da VALE5

(conclusão)

Ano	Quantidade de operações			Regras identificadas através do KDD		Buy'n hold	
	Total	Compras	Vendas	Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)	Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)
2011	161	151	10	526.667,18	426,67	1013.035,71	913,04
2012	60	52	8	584.899,38	484,90	1126.875,00	1.026,88

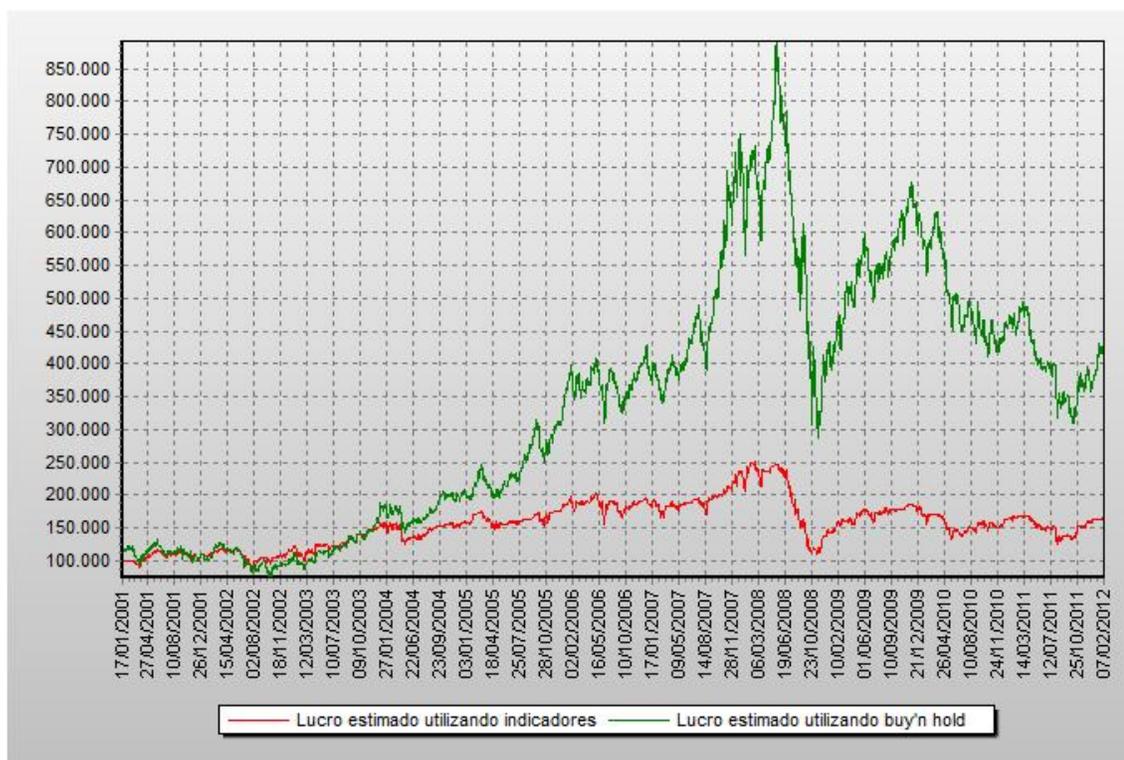
Fonte: Autoria própria

### 6.2.2 Petrobrás

Para simulação de negociações da Petrobrás (PETR4), foram selecionados registros de 02/01/2001 a 26/04/2012, com um total de 2805 dias de possíveis negociações.

Através da simulação de negociação utilizando o conjunto de regras obtidas no processo de KDD foram simuladas um total de 2283 negociações, sendo 2062 de compras e 221 de vendas.

Ao final das negociações utilizando as regras identificadas na etapa de mineração de dados, foi obtido um resultado final de R\$ 165.948,23, com um lucro de 65.94%. Para o mesmo período, caso fosse utilizada a técnica de *buy'n hold*, o resultado final seria de R\$ 432.023,78 ou 332,02% de lucro. O comparativo das duas modalidades de negociação pode ser visto na Figura 18.



**Figura 18 - Gráfico da Simulação de Negociação da PETR4**  
 Fonte: Autoria própria

A análise de risco da estratégia de *buy'n hold* identificou o *drawdown* máximo de 68% no dia 21/11/2008, e um *drawdown* médio de 0,92%. Já para a estratégia utilizando as regras identificadas pelo KDD, o *drawdown* máximo obtido no dia 19/11/2008 foi de 56%, e com um *drawdown* médio de 0,82%.

A Tabela 3 mostra um resumo de todas as negociações agrupadas por ano, trazendo um resumo das operações financeiras simuladas para este ativo neste período em que foram simuladas as negociações.

**Tabela 3 - Registro anual de negociações da PETR4**

(continua)

Ano	Quantidade de operações			Regras identificadas através do KDD		Buy'n hold	
	Total	Compras	Vendas	Lucro Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)	Lucro Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)
2001	183	173	10	109.610,93	9,61	108.621,79	8,62
2002	209	186	23	116.317,07	16,32	98.534,72	-1,47
2003	205	186	19	151.187,22	51,19	162.242,51	62,24
2004	201	187	14	158.894,85	58,89	206.307,07	106,31
2005	225	194	31	180.535,15	80,54	316.075,60	216,08

Tabela 3 - Registro anual de negociações da PETR4

(conclusão)

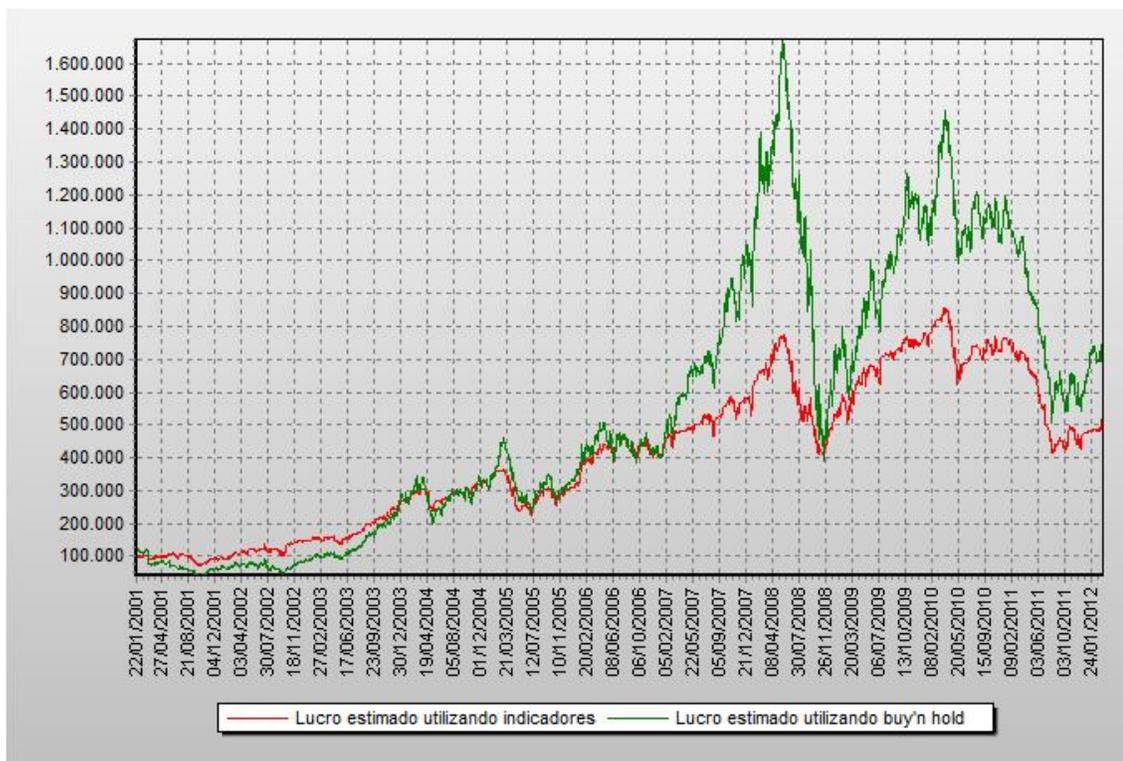
Ano	Quantidade de operações			Regras identificadas através do KDD		Buy'n hold	
	Total	Compras	Vendas	Lucro Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)	Lucro Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)
2006	196	184	12	196.456,43	96,46	423.019,75	323,02
2007	217	192	25	234.840,03	134,84	750.902,53	650,90
2008	203	181	22	144.102,67	44,10	388.022,93	288,02
2009	213	187	26	180.890,91	80,89	624.336,38	524,34
2010	202	185	17	164.198,95	64,20	463.622,85	363,62
2011	202	188	14	159.467,91	59,47	365.088,13	265,09
2012	27	19	8	165.948,23	65,95	432.023,78	332,02

Fonte: Autoria própria

### 6.2.3 Companhia Siderúrgica Nacional

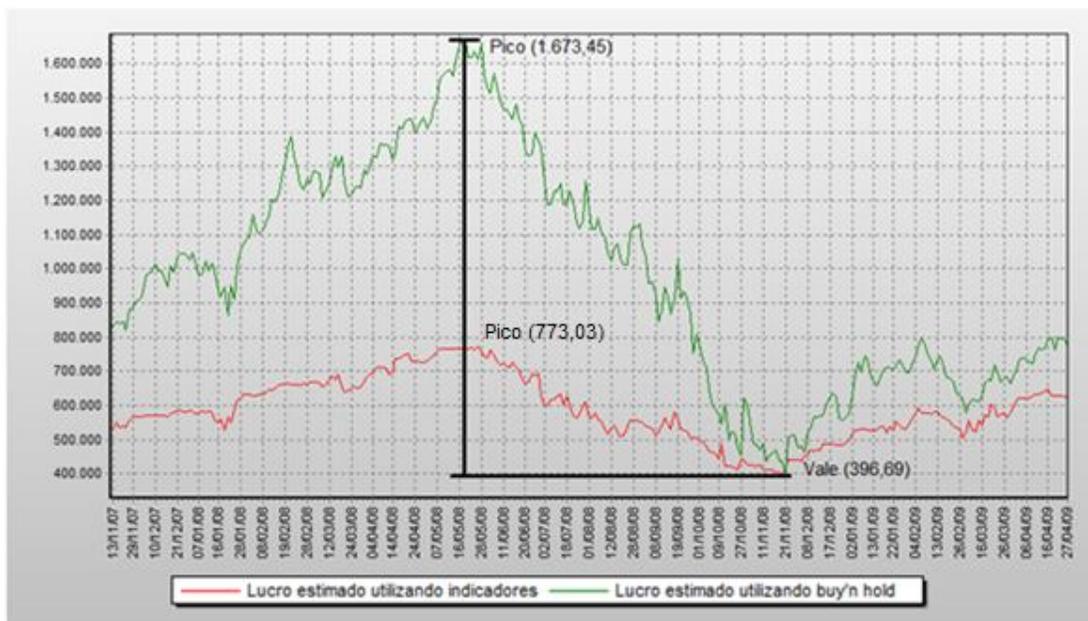
Para simulação de negociações da Companhia Siderúrgica Nacional (CSNA3), foram selecionados registros de 02/01/2001 a 26/04/2012, com um total de 2805 dias de possíveis negociações. Através das regras obtidas no processo de KDD, foram realizadas 2341 negociações, sendo 2094 de compras e 247 de vendas.

Ao final das negociações utilizando as regras identificadas na etapa de mineração de dados, foi obtido um resultado final de R\$524.643,53, com um lucro de 424,64%. Para o mesmo período, caso fosse utilizada a técnica de *buy'n hold*, o resultado final seria de R\$770.776,85 ou 670,77% de lucro. O comparativo das duas modalidades de negociação pode ser visualizado na Figura 19.



**Figura 19 - Gráfico da Simulação de Negociação da CSNA3**  
**Fonte: Autoria própria**

Para a análise de risco deste ativo, foi verificado que ao utilizar o *buy'n hold* ocorre um *drawdown* máximo de 76% no dia 21/11/2008 (Figura 20), e ao longo das negociações há um *drawdown* médio de 1,67%. Em contrapartida, através das regras geradas pelo KDD o *drawdown* máximo foi de 51% no dia 05/08/2011. Já o *drawdown* médio, ao longo de 2341 negociações, foi de 0,76%. Portanto, assim como nos casos anteriores, as negociações com base em regras geradas pelo KDD possuem menor risco.



**Figura 20 - Drawdown Máximo - CSNA3**  
**Fonte: Autoria própria**

A Tabela 4 mostra um resumo de todas as negociações agrupadas por ano, trazendo um resumo das operações financeiras simuladas para este ativo neste período em que foram simuladas as negociações.

**Tabela 4 - Registro anual de negociações da CSNA3**

(continua)

Ano	Quantidade de operações			Regras identificadas através do KDD		Buy'n hold	
	Total	Compras	Vendas	Lucro Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)	Lucro Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)
2001	201	190	11	91.805,31	-8,19	60.330,58	-39,67
2002	204	177	27	148.778,31	48,78	84.545,45	-15,45
2003	234	210	24	268.606,78	168,61	259.008,26	159,01
2004	211	178	33	319.721,69	219,72	335.801,65	235,80
2005	209	190	19	308.872,97	208,87	332.561,98	232,56
2006	203	186	17	420.663,57	320,66	426.446,28	326,45
2007	216	185	31	583.529,89	483,53	1041.983,47	941,98
2008	209	188	21	499.361,81	399,36	575.206,61	475,21
2009	214	189	25	753.566,09	653,57	1095.471,07	995,47
2010	195	178	17	735.568,41	635,57	1057.983,47	957,98
2011	198	184	14	472.148,57	372,15	594.247,93	494,25

Tabela 4 - Registro anual de negociações da CSNA3

(conclusão)

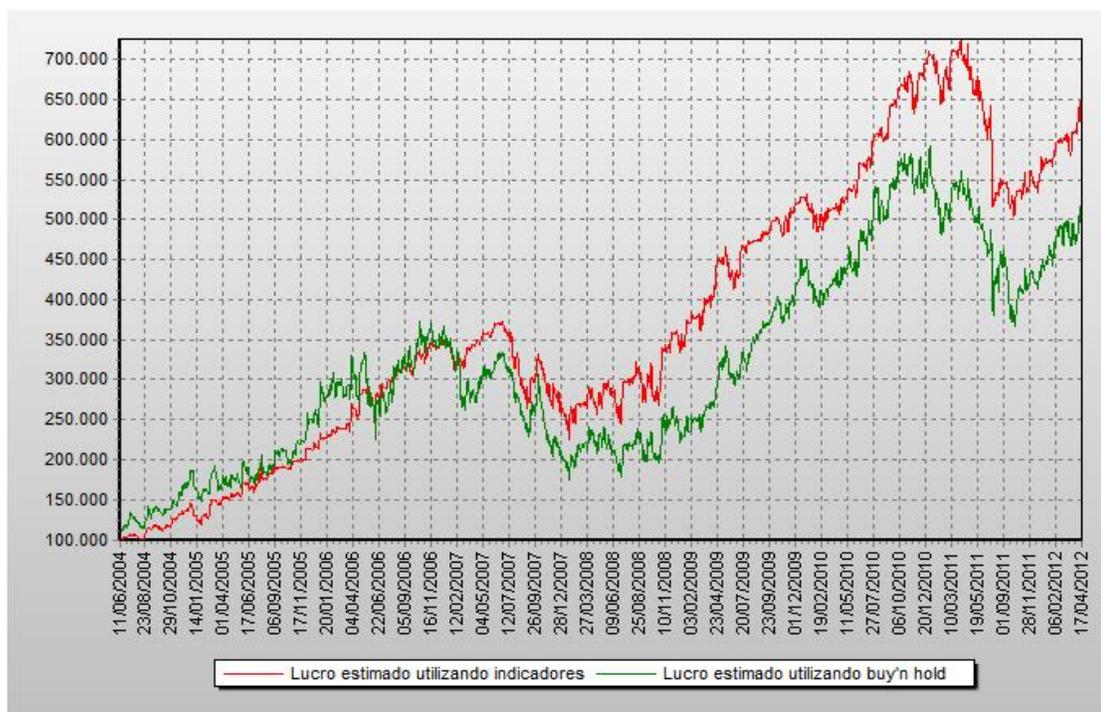
Ano	Quantidade de operações			Regras identificadas através do KDD		Buy'n hold	
	Total	Compras	Vendas	Lucro Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)	Lucro Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)
2012	47	39	8	524.643,53	424,64	770.776,86	670,78

Fonte: Autoria própria

#### 6.2.4 Natura

Para simulação de negociações da Companhia Natura (NATU3), foram selecionados registros de 26/05/2004 a 26/04/2012, com um total de 1961 dias de possíveis negociações. Pelas regras obtidas no processo de KDD, foram realizadas 1645 negociações, sendo 1509 de compras e 136 de vendas.

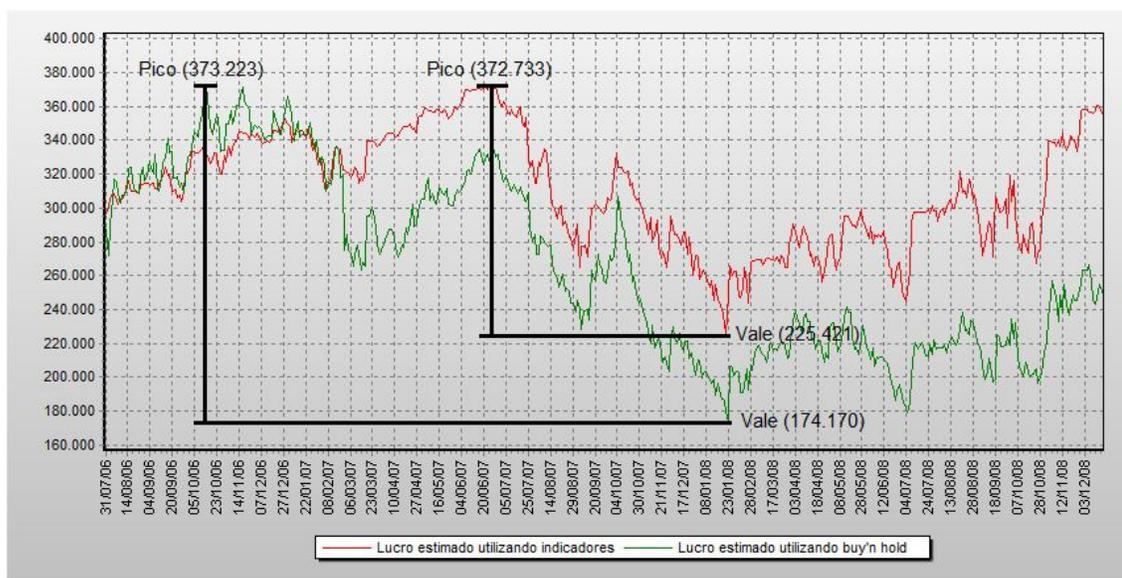
Ao final das negociações utilizando as regras identificadas na etapa de mineração de dados, foi obtido um resultado final de R\$ 641.955,84, com um lucro de 541,96%. Para o mesmo período, caso fosse utilizada a técnica de *buy'n hold*, o resultado final seria de R\$517.772,51 ou 417,77% de lucro. O comparativo das duas modalidades de negociação pode ser visto na Figura 21.



**Figura 21 - Gráfico da Simulação de Negociação da NATU3**  
**Fonte: Autoria própria**

Diferente dos três casos estudados anteriormente, na NATU3 a negociação utilizando-se da técnica de *buy'n hold* teve um lucro menor do que as negociações com base nas regras identificadas através do KDD.

Quanto à análise de risco, a estratégia de *buy'n hold* teve um *drawdown* máximo de 53%, ocorrido no dia 23/01/2008, como pode ser verificado na Figura 22. Já para a estratégia utilizando indicadores, o *drawdown* máximo ocorreu no dia 22/01/2008, porém com valor máximo de 40%, como pode ser verificado na figura 21. Ao longo das 1645 negociações, o *drawdown* médio para a estratégia de *buy'n hold* foi de 1,41%, já para a estratégia com base no KDD o *drawdown* médio foi de 0,84%.



**Figura 22 – Drawdown máximo - NATU3**  
**Fonte: Autoria própria**

Assim, na NATU3 utilizando as regras identificadas pelo KDD, a rentabilidade final foi 22,9% superior e com um risco aproximadamente 10% menor em seu *drawdown* máximo.

A Tabela 5 mostra um resumo de todas as negociações agrupadas por ano, trazendo um resumo das operações financeiras simuladas para este ativo neste período em que foram simuladas as negociações.

**Tabela 5 - Registro anual de negociações da NATU3**

Ano	Quantidade de operações			Regras identificadas através do KDD		Buy'n hold	
	Total	Compras	Vendas	Lucro Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)	Lucro Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)
2004	124	113	11	144.220,76	44,22	183.649,29	83,65
2005	214	194	20	214.882,07	114,88	244.028,44	144,03
2006	215	193	22	352.965,09	252,97	357.227,49	257,23
2007	201	186	15	271.645,39	171,65	201.421,80	101,42
2008	206	194	12	357.210,24	257,21	225.000,00	125,00
2009	213	193	20	524.343,29	424,34	435.426,54	335,43
2010	210	193	17	707.369,44	607,37	565.047,39	465,05
2011	192	180	12	562.425,34	462,43	429.620,85	329,62
2012	70	63	7	641.955,84	541,96	517.772,51	417,77

**Fonte: Autoria própria**

### 6.2.5 Banco do Brasil

Para simulação de negociações da Companhia Banco do Brasil (BBDC4), foram selecionados registros de 26/05/2004 a 26/04/2012, com um total de 2805 dias de possíveis negociações. Através das regras obtidas no processo de KDD, foram realizadas 2254 negociações, sendo 2036 de compras e 218 de vendas.

Ao final das negociações utilizando as regras identificadas na etapa de mineração de dados, foi obtido um resultado final de R\$ 264.536,36, com um lucro de 164,54%. Para o mesmo período, caso fosse utilizada a técnica de *buy'n hold*, o resultado final seria de R\$ 232.426,47 ou 132,43% de lucro. O comparativo das duas modalidades de negociação pode ser visto na Figura 23.

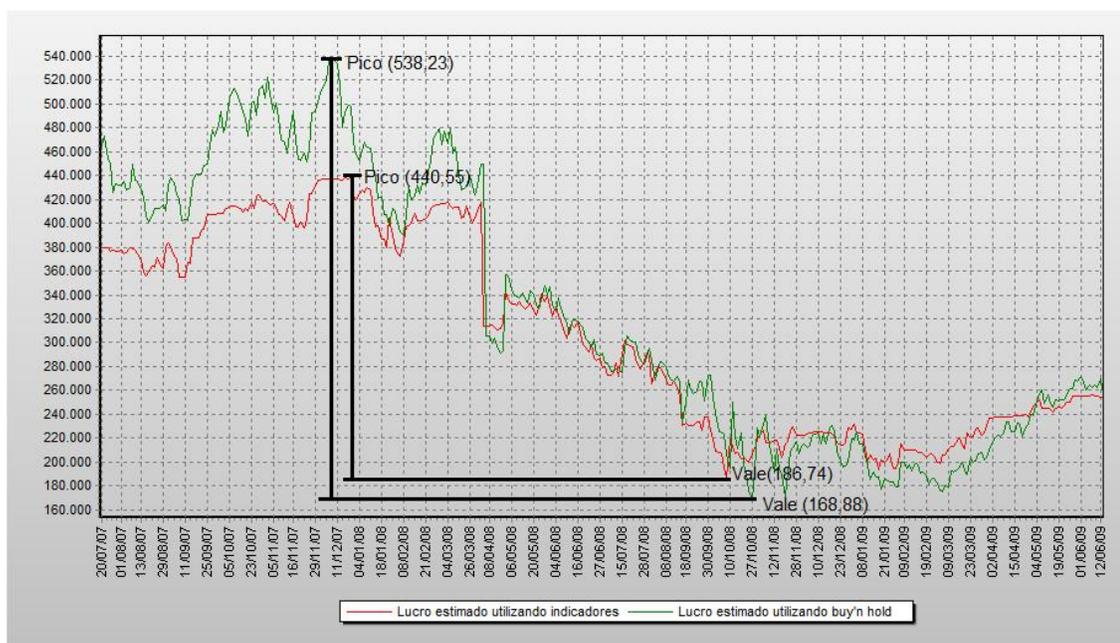


**Figura 23 - Gráfico da Simulação de Negociação da BBDC4**

Fonte: Autoria própria

Da mesma forma que a Natura, as ações do Banco do Brasil quando negociadas utilizando as regras geradas através do KDD tem um lucro maior do que negociação utilizando o *buy'n hold*. Outro ponto favorável a utilização das regras é o *drawdown* máximo ser menor do que na prática do *buy'n hold*. Ao ser utilizada as regras identificadas, o *drawdown* máximo foi de 58% no dia 09/10/2008, contra um *drawdown* máximo de 69% no dia 27/10/08 para o *buy'n hold*, como pode ser

verificado na Figura 24. Para os valores de *drawdown* médio, a técnica de *buy'n hold* teve um valor de 1,22% e pelo KDD 0,63%.



**Figura 24 - Drawdown Máximo - BBDC4**  
Fonte: Autoria Própria

Assim, é constatado que neste estudo de caso a técnica de *buy'n hold* também possui um risco maior.

A Tabela 6 mostra um resumo de todas as negociações agrupadas por ano, trazendo um resumo das operações financeiras simuladas para este ativo neste período em que foram simuladas as negociações.

**Tabela 6 - Registro anual de negociações da BBDC4**

(continua)

Ano	Quantidade de operações			Regras identificadas através do KDD		Buy'n hold	
	Total	Compras	Vendas	Lucro Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)	Lucro Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)
2001	182	171	11	108.786,93	8,79	91.911,76	-8,09
2002	215	187	28	118.709,68	18,71	81.250,00	-18,75
2003	208	192	16	142.443,66	42,44	111.764,71	11,76
2004	211	192	19	165.310,81	65,31	143.382,35	43,38
2005	210	191	19	242.953,75	142,95	298.676,47	198,68
2006	221	208	13	359.217,67	259,22	381.617,65	281,62
2007	213	190	23	440.556,00	340,56	497.294,12	397,29
2008	180	168	12	228.136,99	128,14	199.323,53	99,32

Tabela 6 - Registro anual de negociações da BBDC4

(conclusão)

Ano	Quantidade de operações			Regras identificadas através do KDD		Buy'n hold	
	Total	Compras	Vendas	Lucro Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)	Lucro Estimado Atual (R\$)	Percentual de lucro (%)
2009	209	185	24	284.304,22	184,30	318.000,00	218,00
2010	202	190	12	295.374,38	195,37	288.088,24	188,09
2011	204	192	12	255.014,27	155,01	226.102,94	126,10
2012	41	36	5	264.536,36	164,54	232.426,47	132,43

Fonte: Autoria própria

### 6.3 APRESENTAÇÃO DE RESULTADOS

Foi constatado nas negociações simuladas da Natura e Banco do Brasil que o uso de indicadores combinados é mais rentável do que as negociações utilizando *buy'n hold*. Neste caso, a Natura tendo um lucro de 23,98 % maior que o *buy'n hold* e o Banco do Brasil tendo um lucro 13,82 % maior que o *buy'n hold*, como pode ser visto na Tabela 7.

Tabela 7 - Comparação dos lucros obtidos

Ativo	Lucro utilizando regras identificadas pelo KDD(R\$)	Lucro utilizando estratégia de buy'n hold(R\$)	Percentual de lucro/prejuízo da Regra do KDD sobre o Buy'n hold (%)
VALE5	584.899,38	1126.875,00	-48,10
PETR4	165.948,23	432.023,78	-61,59
CSNA3	524.643,53	770.776,86	-31,93
NATU3	641.955,84	517.772,51	23,98
BBDC4	264.536,36	232.426,47	13,82

Fonte: Autoria própria

Nos outros 3 casos(Vale do Rio Doce, Petrobrás e Companhia Siderúrgica Nacional) apesar do lucro do *buy'n hold* ter sido maior como pode ser visto na Tabela 7, foi possível verificar através da análise do *drawdown* que o risco envolvido nas negociações utilizando a regra gerada através do KDD foram menores do que os valores da estratégia do *buy'n hold*, como pode ser visualizado na Tabela 8.

Tabela 8 - Drawdown dos ativos simulados

Ativo	Regras identificadas através do KDD		Buy'n hold	
	Valor Médio(%)	Valor Máximo(%)	Valor Médio(%)	Valor Máximo(%)
VALE5	0,63	50	1,41	66
PETR4	0,82	56	0,92	68
CSNA3	0,76	51	1,67	76
NATU3	0,84	40	1,41	53
BBDC4	0,63	58	1,22	69

Fonte: Autoria própria

## 7 CONCLUSÃO

A partir do objetivo inicial proposto, de identificar regras para negociação, este trabalho teve um resultado positivo visto que através do processo de KDD foram obtidas regras que na maioria dos casos estudados se mostraram lucrativas.

Este trabalho também proporcionou verificar a proposta de trabalho futura feita por Sachetim (2006), sobre o uso combinado de indicadores para melhoria no percentual de acerto da Análise Técnica. Esta proposta baseia-se no fato da impossibilidade de ganho superior a técnica de *buy'n hold* com uso de um único indicador, a qual foi verificada a partir da literatura referenciada.

Diante disto fica claro que o uso de mais de um indicador de maneira combinada pode trazer um ganho superior ao uso de apenas um indicador de maneira individual, chegando até a superar os ganhos do *buy'n hold* em alguns casos. Outro ponto favorável é que a utilização de indicadores combinados gerou regras de negociação nas quais os riscos são menores do que os riscos utilizando-se da estratégia do *buy'n hold*.

### 7.1 TRABALHOS FUTUROS

Conforme verificado nas simulações de negociação, em períodos de crise financeira como em 2008, o desempenho foi muito baixo. Diante disto é necessária uma verificação de regras que melhor se adaptem a períodos de longas tendências de baixas.

Outra proposta que visaria tratar este mesmo problema é o desenvolvimento de um conjunto de regras para gerenciamento de risco. A partir de condições específicas do mercado seria definida a quantidade de dinheiro mais adequada a ser investida, bem como um ajuste dinâmico da porcentagem do valor de *stop*, para abortamento de negociações.

Com regras melhor adaptadas a períodos de queda, assim como uma melhor gestão do dinheiro investido, espera-se uma grande melhora na rentabilidade.

## REFERÊNCIAS

APLIGRAF. Apligraf SmartWeb - ASW. Disponível em: <<http://asw.apligraf.com.br>> Acesso em 25 abr. 2012.

BM&FBOVESPA. Boletim Diário de Informações. São Paulo: 2011. Diário. Disponível em: <[http://www.bmfbovespa.com.br/download/BOLETINSDIARIOS/bdi\\_00\\_20111116.pdf](http://www.bmfbovespa.com.br/download/BOLETINSDIARIOS/bdi_00_20111116.pdf)> Acesso em: 17 nov. 2011.

BM&FBOVESPA. **Índice Bovespa – Composição/Carteira do Índice**. Disponível em: <<http://www.bmfbovespa.com.br/indices/ResumoCarteiraQuadrimestre.aspx?Indice=BOVESPA&idioma=pt-br>> Acesso em: 26 abr. 2012.

BM&FBOVESPA. **Índice Bovespa – Definição e Metodologia**. 2008, São Paulo. Disponível em: <[www.bmfbovespa.com.br/Pdf/Indices/IBovespa.pdf](http://www.bmfbovespa.com.br/Pdf/Indices/IBovespa.pdf)> Acesso em: 15 dez. 2011.

BM&FBOVESPA. **Mercado de Capitais**. 1999, São Paulo. Disponível em: <[www.bmfbovespa.com.br/Pdf/merccap.pdf](http://www.bmfbovespa.com.br/Pdf/merccap.pdf)> Acesso em: 6 nov. 2011.

BOHM, Christian; et al. Transactions on Large-Scale Data- And Knowledge-Centered Systems IV: Special Issue on Database Systems for Biomedical Applications. Berlin, Springer, 2011.

BOSCH, David. **A Stock Split Event Study Using Sector-indices vs. CDAX and Some Extensions of the Standard Market Model**. Norderstedt: Grin Verlag, 2009.

BRAGA, Luiz Paulo Vieira. **Introdução à Mineração de Dados**. 2. ed. Ampliada e revisada. Rio de Janeiro: E-papers, 2005.

CAO, Lijuan; SHEN, Lixiang; TAY, Francis Eng-Hock Tay. **Ordinary Shares, Exotic Methods: Financial Forecasting Using Data Mining Techniques**. Londres: World Scientific, 2003.

CARLSON, Charles; DOW, Charles; RUSSELL, Richard. **Dow Theory Unplugged: Charles Dow's Original Editorials & Their Relevance Today**. Cedar Falls: Traders Press, 2009.

CORRÊA-LIMA, Osmar Brina. **Sociedade Anônima**. 3. ed. Revista e atualizada. Belo Horizonte: Del Rey, 2005.

DEBASTIANI, Carlos Alberto; RUSSO Felipe Augusto. **Avaliando Empresas, Investindo Em Ações**. São Paulo: Novatec, 1998.

ELDER, Alexander. **Come Into My Trading Room: A Complete Guide To Trading**. Nova York: John Wiley & Sons, 2002.

ELDER, Alexander. **Trading For a Living: Psychology, Trading Tactics, Money Management**. Nova York: John Wiley & Sons, 1993.

FAGUNDES, Ary Bressane Neto. Oficina: Data Mining com Weka. In: Campus Party Brasil, São Paulo, 2010. Vídeo (107min.) Disponível em: <[www.youtube.com/watch?v=sDD8nsZ1fQo](http://www.youtube.com/watch?v=sDD8nsZ1fQo)> Acesso em 12 abr. 2011.

FAYYAD, Usama; PIATESTSKY-SHAPIRO, Gregory; SMYTH, Padhraic. **From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases**. 1996. Disponível em: <[www.kdnuggets.com/gpspubs/aimag-kdd-overview-1996-Fayyad.pdf](http://www.kdnuggets.com/gpspubs/aimag-kdd-overview-1996-Fayyad.pdf)> Acesso em: 19 abr. 2012.

JOHANSEN, Anders; SORNETTE, Didier. Large Stock Market Price Drawdowns Are Outliers. Los Angeles, 2000. Disponível em: <[papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=244563](http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=244563)> Acesso em: 14 mai. 2012.

HAN, Jiawei; KAMBER, Micheline. **Data Mining: Concepts and Techniques**. São Francisco: Elsevier, 2006.

HAN, Jiawei; LI, Wenmin; PEI, Jian. CMAR: Accurate and Efficient Classification Based on Multiple Class-Association Rules. Burnaby, 2001. Disponível em: <[www.cs.uiuc.edu/~hanj/pdf/cmar01.pdf](http://www.cs.uiuc.edu/~hanj/pdf/cmar01.pdf)> Acesso em: 09 mai. 2012.

KARWOWSKI, Waldermar; KOLSKI, Krzysztof; ORLOWSKI, Arkadiusz. Studies & Proceedings of Polish Association For Knowledge Management: Application For

Stock Investor. Bydgoszcz, 2009. Disponível em:  
<[www-isp.miks.uj.edu.pl/pliki/dydaktyczne/sasak/wiedza/tom20.pdf](http://www-isp.miks.uj.edu.pl/pliki/dydaktyczne/sasak/wiedza/tom20.pdf)> Acesso em: 8  
mai. 2012.

MATSURA, Eduardo. **Comprar ou Vender: Como investir na bolsa de valores**  
utilizando análise gráfica. São Paulo: Saraiva, 2007.

METASTOCK. Equis International. Disponível em: <<http://www.equis.com>> Acesso  
em: 8 mai. 2012.

MURPHY, John J. **Technical Analysis of the financial markets**. Nova York: New  
York Institute Of Finance, 1999.

QUINLAN, Ross; **C4.5: Programs for Machine Learning**. San Mateo, Morgan  
Kaufmann Publishers, San Mateo, 1993.

RIBERO, Rafael de Souza. **InfoMoney. Análise Técnica: as armas para o pequeno**  
investidor sobreviver no mercado. 15 de jul. 2010 Disponível em <  
<http://www.infomoney.com.br/mercados/noticia/1899217>> Acesso em 20 abr. 2012.

RODRIGUES, Felipe C. **Avaliação dos indicadores da análise técnica no mercado**  
**de ações. 2008, 35f.** Trabalho de Conclusão de Curso(Graduação) – Bacharelado  
em Administração, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2008.

SACHETIM, Henrique M. **Análise Técnica: Estudo da confiabilidade dos principais**  
**indicadores de análise, aplicados as ações mais negociadas na BOVESPA no**  
**período de 1995 a 2005.** 2006, 130f. Dissertação (Mestrado em Administração) –  
Curso de Mestrado em Administração, Universidade Federal do Paraná, Curitiba,  
2006.

SCHEFFER, Tobias. Finding Association Rules That Trade Support Optimally  
Against Confidence. Berlin, Department of Computer Science, 2004.  
Disponível em <[www.cs.uni-potsdam.de/ml/publications/ida-rules.pdf](http://www.cs.uni-potsdam.de/ml/publications/ida-rules.pdf)> Acesso em 11  
mai. 2012.

SMITH, B. Mark. **A History Of The Global Stock Market: From Ancient Rome to**  
**Silicon Valley.** Chicago: University of Chicago Press, 2004.

STEINER, Andreas. Ambiguity in Calculating and Interpreting Maximum Drawdown.  
2010. Disponível em <[www.intelligentedgefundinvesting.com/pubs/as\\_acm.pdf](http://www.intelligentedgefundinvesting.com/pubs/as_acm.pdf)>  
Acesso em 14 mai. 2012.

SUMATHI, S.; SIVANANDAM, S.N. **Introduction to Data Mining and its Applications, Studies in Computational Intelligence**. Berlin, Springer-Verlag, 2006.

TEIXEIRA, Thiago Biscaia; VIDAL, Paulo Mauricio. **Comparação de Algoritmos de Classificação Utilizando o Software WEKA**. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Tecnólogo em Análise e Desenvolvimento de Sistema, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Ponta Grossa, 2008.

WOLWACZ, Alexandre. **Controle de Risco**. Porto Alegre, 2010. Disponível em: <<http://www.leandrostormer.com.br/View/Publico/ebook.aspx>> Acesso em: 10 ago. 2011.

WU, Xindong ; ZHANG, Chenggi; ZHANG, Shichao. **Knowledge Discovery In Multiple Databases**. Londres: Springer-Verlag 2004.