

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO APLICADA

JELSON ANDRE CORDEIRO

**META-HEURÍSTICAS APLICADAS AO PROBLEMA DE PROJEÇÃO
DO PREÇO DE AÇÕES NA BOLSA DE VALORES**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

CURITIBA

2013

JELSON ANDRE CORDEIRO

**META-HEURÍSTICAS APLICADAS AO PROBLEMA DE PROJEÇÃO
DO PREÇO DE AÇÕES NA BOLSA DE VALORES**

Dissertação de Mestrado apresentado ao Programa de Pós-graduação em Computação Aplicada da Universidade Tecnológica Federal do Paraná como requisito parcial para obtenção do grau de “Mestre em Computação Aplicada” – Área de Concentração: Sistemas de Informação.

Orientador: Heitor Silvério Lopes

CURITIBA

2013

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação

C794 Cordeiro, Jelson Andre
Meta-heurísticas aplicadas ao problema de projeção do preço de ações na bolsa de valores / Jelson Andre Cordeiro. — 2013.
78 f. : il. ; 30 cm

Orientador: Heitor Silvério Lopes.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Programa de Pós-graduação em Computação Aplicada. Área de concentração: Engenharia de Sistemas de Computacionais. Linha de Pesquisa: Sistemas de Informação, Curitiba, 2013.

Bibliografia: p. 59-65.

1. Algoritmos do Morcego. 2. Algoritmos genéticos. 3. Mercado de capitais. 4. Bolsa de valores. 5. Computação – Dissertações. I. Lopes, Heitor Silvério, orient. II. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Programa de Pós-graduação em Computação Aplicada. III. Título.

CDD (22. ed.) 004

Título da Dissertação

**“META-HEURÍSTICAS APLICADAS AO PROBLEMA DE PROJEÇÃO DO
PREÇO DE AÇÕES NA BOLSA DE VALORES”.**

por

Jelson Andre Cordeiro

Esta dissertação foi apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de MESTRE EM COMPUTAÇÃO APLICADA - Área de Concentração: Sistemas de Informação - Linha de Pesquisa: Computação Evolucionária - pelo PPGCA - Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada - Mestrado Profissional – da Universidade Tecnológica Federal do Paraná - UTFPR - Câmpus Curitiba, às 14:00 horas do dia 28 de novembro de 2013. O trabalho foi aprovado pela Banca Examinadora, composta pelos professores:

PPGCA

**Programa de Pós-Graduação
em Computação Aplicada**

Prof. Heitor Silvério Lopes, Dr.
presidente - (UTFPR - CT)

Prof. Rafael Stubs Parpinelli, Dr.
(UDESC)

Prof. Gustavo Alberto Giménez Lugo, Dr.
(UTFPR - CT)

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador Heitor Silvério Lopes por ter me ensinado tanto e dado oportunidade para realizar diversos projetos durante o período do mestrado. Ao colega Rafael Stubs Parpinelli por ter transmitido conhecimento para mim quando precisei. Aos colegas Jonas Krause e Rafael Xavier Lima.

Aos meus colegas de trabalho: Alexandre Augusto Angelo de Souza, Arnaldo Ohno, Edson Bobel, Franchesco Cecchin, Geraldo Cezar Correa, Hideson Alves da Silva, Luiz Kiss Fortunato Junior, Rafael Radaskievicz e Reginaldo Iwao Kassuia, que, em algum momento nesta jornada me ajudaram de alguma forma.

Aos meus pais pela oportunidade de eu estar desde pequeno sempre estudando e adquirindo novos conhecimentos.

E a minha esposa Daiana por ter sido paciente e me apoiado durante este período.

RESUMO

CORDEIRO, Jelson Andre. META-HEURÍSTICAS APLICADAS AO PROBLEMA DE PROJEÇÃO DO PREÇO DE AÇÕES NA BOLSA DE VALORES. 78 f. Dissertação de Mestrado – Programa de Pós-graduação em Computação Aplicada, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2013.

A projeção do preço de ações na bolsa de valores é um campo atraente para a investigação devido às suas aplicações comerciais e os benefícios financeiros oferecidos. O objetivo deste trabalho é analisar o desempenho de dois algoritmos meta-heurísticos, o Algoritmo do Morcego e o Algoritmo Genético, para o problema de projeção do preço de ações. Os indivíduos da população dos algoritmos foram modelados utilizando os parâmetros de 7 indicadores técnicos. O lucro final ao fim de um período é maximizado através da escolha do momento adequado para compra e venda de ações. Para avaliar a metodologia proposta foram realizados experimentos utilizando dados históricos reais (2006-2012) de 92 ações listadas na bolsa de valores do Brasil. A validação cruzada foi aplicada nos experimentos para evitar o *overfitting*, utilizando 3 períodos para treinamento e 4 para teste. Os resultados dos algoritmos foram comparados entre si e com o indicador de desempenho *Buy and Hold* (B&H). Para 91,30% das ações os algoritmos obtiveram lucro superior ao B&H, sendo que em 79,35% delas o Algoritmo do Morcego teve o melhor desempenho, enquanto que para 11,95% das ações o Algoritmo Genético foi melhor. Os resultados alcançados indicam que é promissora a aplicação de meta-heurísticas com a modelagem proposta para o problema de projeção do preço de ações na bolsa de valores.

Palavras-chave: *Bat Algorithm*, Algoritmo Genético, Projeção de Mercado, Bolsa de Valores

ABSTRACT

CORDEIRO, Jelson Andre. META-HEURISTICS APPLIED TO THE PROBLEM OF STOCK PRICES PREDICTION IN THE STOCK EXCHANGE . 78 f. Dissertação de Mestrado – Programa de Pós-graduação em Computação Aplicada, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2013.

The stock prices prediction in the stock exchange is an attractive field for research due to its commercial applications and financial benefits offered. The objective of this work is to analyze the performance of two meta-heuristic algorithms, Bat Algorithm and Genetic Algorithm to the problem of stock prices prediction. The individuals in the population of the algorithms were modeled using 7 technical indicators. The profit at the end of a period is maximized by choosing the right time to buy and sell stocks. To evaluate the proposed methodology, experiments were performed using real historical data (2006-2012) of 92 stocks listed on the stock exchange in Brazil. Cross-validation was applied in the experiments to avoid the overfitting using 3 periods for training and 4 for testing. The results of the algorithms were compared among them and also the performance indicator Buy and Hold (B&H). For 91.30% of the stocks, the algorithms obtained profit higher than the B&H, and in 79.35% of them Bat Algorithm had the best performance, while for 11.95% of the stocks Genetic Algorithm was better. The results indicate that it is promising to apply meta-heuristics with the proposed model to the problem of stock prices prediction in the stock exchange.

Keywords: Bat algorithm, Genetic Algorithm, Market Prediction, Stock Exchange

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1	– Instrumentos financeiros. Figura adaptada de (ELTON et al., 2010)	12
FIGURA 2	– Exemplo da premissa 1 da Teoria de Dow	13
FIGURA 3	– Exemplo da premissa 2 da Teoria de Dow	14
FIGURA 4	– Exemplo da premissa 3 da Teoria de Dow	14
FIGURA 5	– Fluxograma do BA	18
FIGURA 6	– Tamanho da amostra utilizada pelos algoritmos da Tabela 1	25
FIGURA 7	– Codificação do indivíduo na estratégia peso para o BA e AG	33
FIGURA 8	– Codificação do indivíduo na estratégia maioria para o BA e AG	33
FIGURA 9	– Estratégia de compra e venda do BA e AG	36
FIGURA 10	– Resultado da busca exaustiva	43
FIGURA 11	– Resultado dos algoritmos para as ações com desempenho do melhor superior à 75% em relação ao B&H	47
FIGURA 12	– Resultado dos algoritmos para as ações com desempenho do melhor superior à 75% em relação ao B&H (Continuação)	47
FIGURA 13	– Resultado dos algoritmos para as ações com desempenho do melhor superior à 75% em relação ao B&H (Continuação)	48
FIGURA 14	– Resultado dos algoritmos para as ações com desempenho do melhor entre 50,01% e 75% em relação ao B&H	48
FIGURA 15	– Resultado dos algoritmos para as ações com desempenho do melhor entre 25,01% e 50% em relação ao B&H	49
FIGURA 16	– Resultado dos algoritmos para as ações com desempenho superior limitado à 25% em relação ao B&H	49
FIGURA 17	– Resultado dos algoritmos para as ações com desempenho inferior ao B&H	50
FIGURA 18	– Resultado dos algoritmos para as ações com desempenho inferior ao B&H (Continuação)	50
FIGURA 19	– Curva de <i>fitness</i> do AG e BA (Lucro x1000)	50
FIGURA 20	– Percentual de ações com o melhor lucro obtido pelos algoritmos no período de testes da validação cruzada	52
FIGURA 21	– Gráfico dos preços das ações onde os algoritmos obtiveram baixo desempenho (gráficos superiores) e alto desempenho (gráficos inferiores)	52

LISTA DE TABELAS

TABELA 1	– Algoritmos meta-heurísticos aplicados no problema de projeção do preço de ações	23
TABELA 2	– Mercados onde os algoritmos meta-heurísticos foram aplicados	24
TABELA 3	– Indicadores utilizados pelos algoritmos	26
TABELA 4	– Restrições do problema	32
TABELA 5	– Ajuste dos parâmetros dos indicadores separadamente	37
TABELA 6	– Comportamento do mercado para o período que será utilizado nos experimentos	38
TABELA 7	– Ações utilizadas nos experimentos	39
TABELA 8	– Validação cruzada realizada nos experimentos	40
TABELA 9	– Validação cruzada realizada nos experimentos para a busca exaustiva	42
TABELA 10	– Quantidade de experimentos realizados utilizando a busca exaustiva	43
TABELA 11	– Parâmetros do AG e BA utilizados nos experimentos	44
TABELA 12	– Quantidade de experimentos realizados com AG e BA	44
TABELA 13	– Lucro obtido pelo AG no período de testes da validação cruzada	45
TABELA 14	– Lucro obtido pelo BA no período de testes da validação cruzada	45
TABELA 15	– Lucro por setor econômico da melhor estratégia de cada algoritmo	46
TABELA 16	– Estratégia de cada algoritmo que obteve o maior lucro por ação no período de testes da validação cruzada	51
TABELA 17	– Diferença estatística entre os algoritmos e B&H	54
TABELA 18	– Diferença estatística entre os algoritmos e B&H (Continuação)	55
TABELA 19	– Testes de normalidade dos experimentos para cada ação e algoritmo	66
TABELA 20	– Testes de normalidade dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)	67
TABELA 21	– Testes de normalidade dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)	68
TABELA 22	– Testes de normalidade dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)	69
TABELA 23	– Testes de normalidade dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)	70
TABELA 24	– Testes de normalidade dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)	71
TABELA 25	– Dados estatísticos consolidados dos experimentos para cada ação e algoritmo	73
TABELA 26	– Dados estatísticos consolidados dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)	74
TABELA 27	– Dados estatísticos consolidados dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)	75
TABELA 28	– Dados estatísticos consolidados dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)	76
TABELA 29	– Dados estatísticos consolidados dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)	77

TABELA 30 – Dados estatísticos consolidados dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)	78
---	----

LISTA DE SIGLAS

ABC	Do inglês <i>Artificial Bee Colony</i> (Colônia Artificial de Abelhas)
AG	Algoritmo Genético
AE	Algoritmos Evolucionários
AEX	Bolsa de valores de Amsterdam
AGM	Algoritmo Genético com codificação do tipo maioria
AGP	Algoritmo Genético com codificação do tipo peso
ASX	Bolsa de valores da Austrália
BA	Do inglês <i>Bat Algorithm</i> (Algoritmo do Morcego)
BAM	<i>Bat Algorithm</i> com codificação do tipo maioria
BAP	<i>Bat Algorithm</i> com codificação do tipo peso
BFO	Do inglês <i>Bacterial Foraging Optimizer</i> (Otimizador Forrageador Bacteriano)
BMEX	Bolsa de valores da Espanha
BM&FBovespa	Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo
B&H	Do inglês <i>Buy and Hold</i> (Comprar e manter a posição)
CAC-40	Bolsa de valores de Paris
CE	Computação Evolucionária
CMM	Cruzamento entre Média Móveis
DAX	Bolsa de valores da Alemanha
DJIA	<i>Dow Jones Industrial Average</i>
ED	Evolução Diferencial
EG	Evolução Gramatical
EST	Estocástico
FOA	Do inglês <i>Fruit Fly Optimization Algorithm</i> (Algoritmo Otimizador da Mosca da Fruta)
FTSE	Bolsa de valores da Inglaterra
GNP	Do inglês <i>Genetic Network Programming</i> (Programação de Redes Genéticas)
HME	Hipótese do Mercado Eficiente
IFR	Índice de Força Relativa
KOSPI	Bolsa de valores da Coreia
MACD	Do inglês <i>Moving Average Convergence-Divergence</i> (Convergência e Divergência de Médias Móveis)
MD	Movimento Direcional
MM	Média Móvel
MME	Médias Móveis Exponenciais
NASDAQ	Do inglês <i>National Association of Securities Dealers Automated Quotations</i> (Cotações Automatizadas da Associação Nacional de Corretores de Títulos)
Nikkei 225	Bolsa de valores do Japão
NSE	Bolsa de valores da Índia
NYSE	Bolsa de valores de Nova Iorque
OPA	Oferta Pública de Ações
PG	Programação Genética

PSO Do inglês *Particle Swarm Optimization* (Otimização por Exame de Partículas)
ROC Do inglês *Rate of Change* (Taxa de mudança)
S&P500 *Standard & Poors 500*

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	7
1.1 MOTIVAÇÃO	8
1.2 OBJETIVOS	9
1.3 ESTRUTURA DO DOCUMENTO	10
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	11
2.1 MERCADO DE AÇÕES	11
2.1.1 Valores Mobiliários	11
2.1.2 Análise Técnica	12
2.2 MÉTODOS COMPUTACIONAIS E OTIMIZAÇÃO	16
2.2.1 <i>Bat Algorithm</i>	17
2.2.2 Algoritmos Genéticos	20
2.3 TRABALHOS CORRELATOS	21
2.3.1 Método computacional	22
2.3.2 Mercados	23
2.3.3 Tamanho da amostra	24
2.3.4 Medidas de desempenho	24
2.3.5 Indicadores	25
3 METODOLOGIA	27
3.1 DESENVOLVIMENTO	28
3.1.1 Indicadores	28
3.1.2 Restrições do problema	30
3.1.3 Conjunto de variáveis, codificação e decodificação	32
3.1.4 Custos de operação	32
3.1.5 Gerenciamento de risco	34
3.1.6 Função de <i>fitness</i>	34
3.1.7 Busca Exaustiva	37
3.2 METODOLOGIA DE AVALIAÇÃO	37
3.2.1 Dados de treinamento e de testes	38
3.2.2 Avaliação de desempenho	40
3.2.3 Validação Cruzada	40
3.2.4 Análise Estatística	41
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	42
4.1 EXPERIMENTOS PRELIMINARES	42
4.2 EXPERIMENTOS COM AG E BA	43
4.2.1 Resultados Estatísticos	53
5 CONCLUSÕES	56
5.1 TRABALHOS FUTUROS	58
REFERÊNCIAS	59
Apêndice A – TESTES DE KOLMOGOROV-SMIRNOV E O DE SHAPIRO-WILK	66
Apêndice B – DADOS ESTATÍSTICOS CONSOLIDADOS	72

1 INTRODUÇÃO

A projeção do preço de ações é um campo atraente para a investigação devido às suas aplicações comerciais e aos possíveis benefícios financeiros. Bachelier (1900) mostrou pela primeira vez o conceito de que os mercados de ações seguem a Hipótese do Passeio Aleatório (HPA) (FAMA, 1965; ALEXANDER, 1961; COOTNER, 1964), ou seja, a probabilidade dos preços subirem ou caírem é de 50%. A HPA durou anos até que Lo e MacKinlay (1988) demonstraram matematicamente a não aleatoriedade do mercado de ações. Com este trabalho, abriu-se a possibilidade de estabelecer projeções dos preços das ações (KIRKPATRICK; DAHLQUIST, 2011).

Mesmo depois de outros trabalhos mostrando que a HPA (KAVUSSANOS; DOCKERY, 2001; KC, 1992; GALLAGHER; TAYLOR, 2002) não é válida, alguns autores (FAMA, 1970; MARKOWITZ, 1952), ainda não aceitavam a possibilidade de projetar os preços futuros e defendiam outra hipótese, a Hipótese do Mercado Eficiente (HME).

A HME requer que os preços das ações negociadas reflitam instantaneamente e racionalmente todas as informações, públicas ou privadas, pois os investidores sempre desejam maximizar os seus lucros e, como todos têm as mesmas informações e as interpretam da mesma forma, as cotações estarão em seu valor justo. Logo, seria impossível projetar a direção e intensidade dos movimentos futuros dos preços (KIRKPATRICK; DAHLQUIST, 2011).

Somente com o trabalho publicado por Grossman e Stiglitz (1980), ganhador do prêmio Nobel de Economia, onde foram mostradas evidências empíricas que as reações com novas informações não ocorrem de imediato, a HME foi refutada e defensores (FAMA, 1991) da HME passaram a aceitar a possibilidade de projeção futura dos preços.

Duas técnicas conhecidas na literatura são utilizadas para realizar a projeção do preço de ações. A primeira é a Análise Fundamentalista (GRAHAM, 2007), onde as decisões de compra e venda se baseiam nas informações históricas contábeis e financeiras da empresa. A segunda técnica utilizada, e adotada neste trabalho, é a Análise Técnica (KAUR; MANGAT, 2012; MURPHY, 1986; NORONHA, 2006; KIRKPATRICK; DAHLQUIST, 2011), que utiliza

a análise baseada nos preços passados para projetar preços futuros através de equações matemáticas conhecidas como indicadores técnicos (BO; KHALED, 2007). Park e Irwin (2004) revisaram 92 trabalhos acadêmicos que testavam a rentabilidade das estratégias baseadas em Análise Técnica, e 70,63% dos trabalhos concluíram que é possível obter rentabilidade positiva com este tipo de análise.

1.1 MOTIVAÇÃO

Existem dois tipos de investidores no mercado de ações. Primeiro, os investidores passivos, que acreditam que os preços do mercado tendem, sempre, à melhor estimativa real do valor da empresa, e que qualquer tentativa de se aproveitar das distorções do mercado custará a ele mais do que os lucros excedentes auferidos. Este tipo de investidor segue a filosofia do *Buy and Hold* (B&H) (CORREIA, 2009). O desejo do investidor passivo é comprar ações de empresas sólidas e que sejam bem administradas e não se interessa pelas movimentações de preço no curto prazo. O segundo tipo é o investidor ativo, mais conhecido como especulador, que se preocupa com a rentabilidade total que a ação lhe proporcionará no decorrer do tempo com a variação das cotações. Suas operações podem durar de segundos até meses. Para este tipo de investidor toda a informação está embutida no preço: macroeconomia, conjuntura setorial, balanço de empresas, fatores políticos etc. Para este investidor é importante 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 (MATSURA, 2007).

Para Aleen (1972), muitas pessoas confundem especulador com jogador. O jogador utiliza a adivinhação e a esperança, enquanto que o especulador profissional estuda cada movimento e baseia seu julgamento em informações que ele acredita serem confiáveis. O especulador visa obter ganhos com a variação de preço em aplicações nos títulos de renda variável, se preocupa em auferir lucros maiores que um investidor passivo conseguiria com B&H, correndo o menor risco possível. Portanto, o especulador não acredita que o mercado é eficiente, e pode, analisando o preço das ações, acompanhando as demonstrações das empresas e as notícias públicas ou privadas, obter lucros em suas operações ao longo dos anos. Graham (2007), criador da estratégia de investimento em ações baseado na avaliação de empresas e mentor de brilhantes investidores como Warren Buffet (BUFFETT; CLARK, 2007), comenta que a especulação é necessária e inevitável.

Segundo Granville (1976), operadores e investidores enfrentam mais problemas e tomam decisões erradas por seguirem notícias, mais do que por qualquer outra razão. Para o mesmo autor, notícias induzem ao erro, fazendo vender ações quando investidores mais

experientes desejam comprar e fazendo comprar ações quando os mais experientes desejam vender.

Muitos são os instrumentos possíveis de se utilizar para encontrar o momento de comprar ou vender uma ação. Segundo Aleen (1972), os investidores utilizam a Análise Fundamentalista e/ou a Análise Técnica. Para Kirkpatrick e Dahlquist (2011), a Análise Técnica não prevê o futuro e o preço de uma ação pode mudar de direção sem dar sinal. Para diversos autores (ALEEN, 1972; ELDER, 2004b, 2004a, 2009; MATSURA, 2007; MALHEIROS, 2008; XAVIER, 2009; CORREIA, 2009; MURPHY, 1986) a Análise Técnica é complexa e está em expansão. E com a globalização dos mercados, criação de novas ações e o crescente poder de processamento dos computadores, estão surgindo novas oportunidades nesta área. Devido às inúmeras combinações possíveis entre os indicadores da Análise Técnica e seus parâmetros, a quantidade de soluções possível para o problema de projeção do preço de ações cresce exponencialmente conforme aumenta o número de variáveis, tornando o problema intratável com métodos comuns de computação (PARDO, 1992; LAM et al., 2002), justificando o uso de meta-heurísticas.

A contribuição deste trabalho é a aplicação do *Bat Algorithm* (BA) (YANG, 2010b) e o Algoritmo Genético (AG) (HOLLAND, 1975) em um problema pouco explorado na área de Computação Evolucionária (CE), o problema de projeção do preço de ações na bolsa de valores. O BA é um método bastante recente em comparação com outros métodos de otimização da área de CE. Desta forma, a literatura é muito escassa a respeito do método, principalmente para aplicações, não sendo encontrado nenhum trabalho onde o BA foi aplicado no problema de projeção do preço de ações. O trabalho se concentrará em Análise Técnica, métodos de otimização, comparação de modelos e medidas utilizadas para avaliação de desempenho. Devido ao movimento das ações não ser linear e sujeito a muitos fatores internos e externos, que representam um grande desafio para os investidores que tentam projetá-los, será desenvolvida uma metodologia para suporte à decisão de compra e venda de ações visando maximizar o lucro auferido num período. Portanto, para resolver este tipo de problema do mercado de ações os objetivos gerais e específicos são descritos a seguir.

1.2 OBJETIVOS

O objetivo geral desta dissertação é analisar o comportamento de dois algoritmos meta-heurísticos aplicados ao problema de projeção do preço de ações na Bolsa de Valores do Brasil, visando maximizar o lucro final com a compra e venda de ações.

Os objetivos específicos são:

1. Definir a quantidade e os tipos de indicadores técnicos que serão utilizados;
2. Definir uma metodologia para modelagem do problema e aplicação dos algoritmos meta-heurísticos: AG e BA, incluindo: uma forma de codificação dos indivíduos, o tratamento das restrições do problema e o procedimento de cálculo da função de *fitness*;
3. Avaliar o desempenho dos algoritmos com experimentos utilizando preços históricos das ações da Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo (BM&FBovespa), no período de 2006-2012 e comparar com a metodologia B&H;
4. Fazer uma análise estatística apropriada dos resultados comparativos.

1.3 ESTRUTURA DO DOCUMENTO

Esta dissertação está organizada da seguinte forma: no Capítulo 2 é apresentada a fundamentação teórica, ou seja, uma pesquisa dos temas envolvidos e trabalhos realizados sobre o problema de projeção do preço de ações. No Capítulo 3 é apresentada a aplicação dos algoritmos no problema de projeção do preço de ações. No Capítulo 4 são apresentados e analisados os resultados obtidos. No Capítulo 5 é apresentada a conclusão e sugestões de trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O presente capítulo apresenta a revisão bibliográfica que fundamentará o desenvolvimento deste trabalho. A Seção 2.1 apresenta os conceitos de mercado de ações. A Seção 2.2 os algoritmos que serão utilizado e a Seção 2.3 apresenta os trabalhos correlatos para o problema de projeção do preço de ações na bolsa de valores.

2.1 MERCADO DE AÇÕES

A finalidade deste capítulo é dar uma visão geral dos valores mobiliários e onde se encontra o mercado de ações neste contexto. Além disto, será descrito o tipo de análise do mercado de ações que será utilizado neste trabalho: a Análise Técnica, que estuda o comportamento dos preços para projetar a direção dos preços.

2.1.1 VALORES MOBILIÁRIOS

Segundo Elton et al. (2010), valores mobiliários são títulos como um contrato legal representando o direito de receber benefícios futuros de acordo com um conjunto explícito de condições. Existe um grande número de instrumentos financeiros que permite um investidor adquirir títulos mobiliários, e o escopo deste trabalho será os de instrumentos de participação acionária, destacado na Figura 1.

Um investidor pode optar por comprar diretamente algum dos muitos títulos mobiliários, transação conhecida como investimento direto, ou investir em um intermediário (investimento indireto), que reúne em um pacote um conjunto de investimentos diretos e depois vende participações acionárias para os clientes. O investimento direto pode ser classificado em derivativos, assim chamado porque o rendimento depende do preço dos ativos principais (exemplo: opções de ações) e instrumentos de mercado monetário. Instrumentos de mercado monetário são títulos de dívida vendidos por governos, instituições financeiras e corporações (ELTON et al., 2010). Instrumentos de renda fixa têm um pagamento de rendimento e datas

específicas. Este tipo de título varia segundo o retorno prometido em virtude de diferenças, como a maturidade do título, credibilidade do emissor e os impostos que incidem sobre os mesmos. Instrumentos de participação acionária são títulos, onde não é conhecido previamente o rendimento que poderá ser obtido. Estes títulos são negociados em mercados organizados, conhecidos como bolsa de valores.

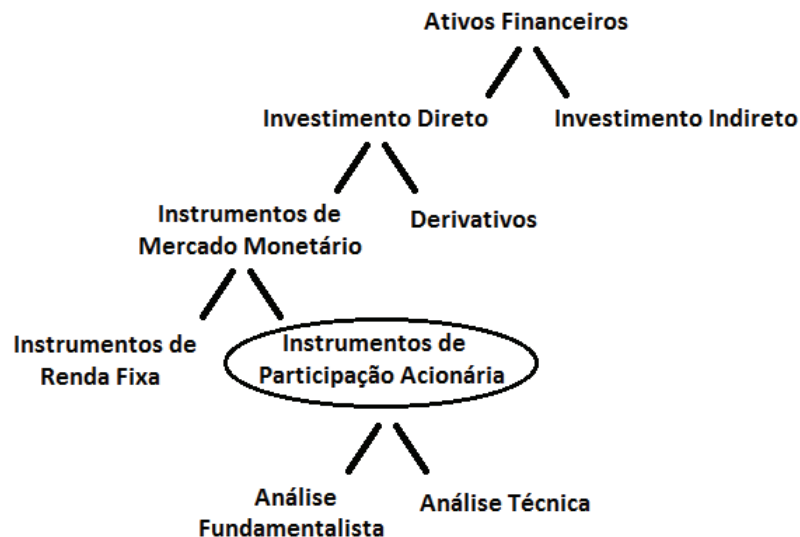


Figura 1: Instrumentos financeiros. Figura adaptada de (ELTON et al., 2010)

Os mercados são classificados em primários e secundários (ELTON et al., 2010). Mercados primários são mercados de títulos e ações em que novas emissões são vendidas inicialmente e proporcionam um fluxo de caixa direto à entidade emissora. Estes tipos de títulos são vendidos usando os serviços de um banco de investimento. Estas emissões podem ser de dois tipos: emissões de companhias estabelecidas que já tenham ações negociadas em bolsa, ou emissões de companhias que ainda não tem ações em poder do público, chamada de Oferta Pública de Ações (OPA). No mercado secundário é onde as ações são negociadas ao público em geral através de bolsas de valores organizadas seguindo a lei da oferta e da procura. No Brasil, atualmente, a principal bolsa de valores é a BM&FBovespa.

2.1.2 ANÁLISE TÉCNICA

Os analistas do mercado, usualmente, procuram encontrar o *timing* do mercado, ou seja, encontrar estratégias de compra e venda de ativos com o propósito de maximizar seus lucros. De acordo com Elder (2004b, 2004a, 2009) e Debastiani (2008) existem duas grandes escolas de análise do mercado financeiro com princípios bem diferentes.

A primeira é a Análise Fundamentalista, onde as decisões de compra e venda se baseiam nas informações históricas contábeis e financeiras das empresas, verificando principalmente os balanços disponibilizados publicamente pelas mesmas. O segundo tipo de estudo é a Análise Técnica que se concentra no acompanhamento direto do comportamento do preço da ação e do seu volume negociado na bolsa de valores, utilizando modelos matemáticos e estatísticos, chamados de indicadores.

Em um estudo sobre investidores, Taylor e Allen (1992) constataram que 90% dos investidores utilizam a Análise Técnica, e 60% do mesmos consideram as informações da Análise Técnica a mais importante para decidir o melhor momento de compra e venda.

A Análise Técnica é uma metodologia de avaliação do que pode ocorrer com as cotações de um ativo no futuro, que se baseia unicamente nos preços passados dos ativos. A Análise Técnica iniciou com a Teoria de Dow (HAMILTON, 1922) que possui três premissas:

- “O mercado desconta tudo”: Tudo que possa afetar os preços, como os fundamentos, política, psicologia, informações internas das empresas e outras informações, está refletido nos preços dos ativos. A Figura 2 mostra um exemplo da premissa 1 em uma ação qualquer. Em novembro de 2007, foi publicada uma notícia de grande impacto para a empresa. Os preços subiram 47% em alguns dias refletindo as informações contidas na notícia;



Figura 2: Exemplo da premissa 1 da Teoria de Dow

- “Os preços se movem em tendências”: Esta premissa é essencial, pois ela contraria a teoria da HPA e afirma que há uma diferença probabilística dos preços de um ativo subirem/caírem. A Figura 3 mostra um exemplo da premissa 2. As linhas destacadas

representam as tendências de alta (linhas ascendentes) e tendências de baixa (linhas descendentes);



Figura 3: Exemplo da premissa 2 da Teoria de Dow

- “A história se repete”: Nos preços está refletida a psicologia humana e estes costumam reagir, na maioria das vezes, da mesma forma, a estímulos semelhantes. A Figura 3 mostra um exemplo da premissa 3. A compra no ponto 1 apresentou um prejuízo de 50% em 15 dias. No ponto 2 ocorreu a venda das ações e a lei da oferta e procura diminuiu o preço das ações. Os possíveis investidores que venderam no ponto 2 para recuperar os prejuízos, estavam com o valor pago pela ação no ponto 1 na memória.



Figura 4: Exemplo da premissa 3 da Teoria de Dow

Desde a Teoria de Dow no final de 1800, a Análise Técnica tem sido amplamente utilizada pelos participantes do mercado, tais como corretores, intermediários, gerentes de

fundos, especuladores e investidores individuais no setor financeiro (MURPHY, 1986).

Para Noronha (2006), a Análise Técnica “busca, através de estudo de registros gráficos multiformes, associados à formulações matemático-estatísticas incidentes a preços e volumes, proporcionar condições para que se possa projetar o futuro caminho dos preços, dentro de uma lógica de maiores probabilidades”. Segundo Murphy (1986), a Análise Técnica é “o estudo da ação do mercado, principalmente pela utilização de gráficos, para descobrir a tendência futura dos preços”. Para Granville (1976), a Análise Técnica é a “linguagem do mercado”. É a arte de rastrear o mercado, seguindo os passos do “dinheiro esperto na multidão”. A Análise Técnica admite que todas as informações relevantes a uma determinada ação estão refletidas no seu preço e no volume negociado (MARTINS, 2011; CORREIA, 2009; MATSURA, 2007). Logo, o analista técnico preocupa-se com o movimento dos preços e não com a sua causa. Para Matthew (2003) a Análise Técnica é uma ampla coleção de métodos e estratégias que tentam projetar preços futuros com base em preços passados ou outras estatísticas de mercado.

Com a criação dos primeiros indicadores por Wilder (1978) e com o advento dos computadores pessoais a Análise Técnica se tornou mais popular. Os indicadores utilizados na Análise Técnica são construídos sobre informações oriundas da evolução do mercado ao longo do tempo, como preços e volume de negócios. Assim, munido destes indicadores, o investidor pode planejar seus negócios, estimando quais ações tendem à valorização ou à desvalorização, comprando umas e vendendo outras. Os indicadores são equações matemáticas/estatísticas com n variáveis, criadas principalmente por especialistas da área de economia, objetivando auxiliar na previsão do mercado. Estes indicadores se popularizaram com os avanços de técnicas de computação (ATSALAKIS; VALAVANIS, 2009). Os indicadores podem ajudar na identificação das tendências e dos seus pontos de reversão, que são pontos onde indicam o início ou fim de uma tendência.

Os indicadores são divididos em dois grupos: os rastreadores de tendência e os osciladores. Os rastreadores funcionam melhor quando o mercado está se movendo numa direção, porém fornecem sinais de compra e venda ruins quando o mercado está lateral, sem tendência definida. Os osciladores fornecem sinais precisos para mercados sem tendência, porém fornecem muitos sinais falsos quando o mercado tem uma tendência definida (MURPHY, 1986; NORONHA, 2006; KIRKPATRICK; DAHLQUIST, 2011; ELDER, 2004b).

Segundo Murphy (1986) e Noronha (2006), os indicadores não devem ser vistos isoladamente, porque, deste modo, dificilmente funcionarão. Ainda, segundo os mesmos autores, é necessário conseguir, das diferentes combinações possíveis, uma estratégia para aumentar a probabilidade de sucesso. Dempster e Jones (2001), demonstraram que os resultados

serão ruins se utilizarem os indicadores individualmente de forma sistemática.

2.2 MÉTODOS COMPUTACIONAIS E OTIMIZAÇÃO

Esta seção mostra os algoritmos meta-heurísticos (LOPES et al., 2013) que serão utilizados neste trabalho. Estes algoritmos estão em praticamente todas as áreas de ciências, engenharias e indústrias onde é necessário encontrar uma solução aceitável para um problema que não possa ser resolvido em tempo polinomial. Tais problemas podem ser não lineares e podem possuir múltiplas restrições dificultando a busca por uma solução aceitável. A não linearidade da função objetivo torna o espaço de busca multimodal e as restrições tornam a busca da solução no espaço mais complicadas (YANG; KARAMANOGLU, 2013). Em geral, tais algoritmos não garantem encontrar a solução ótima, porém, podem obter uma boa solução para determinado problema em um tempo aceitável.

Muitas aplicações desafiadoras na ciência e na indústria podem ser formuladas como problemas de otimização. A otimização pode ocorrer na minimização do tempo, custo, risco, maximização do lucro, qualidade e eficiência. Um grande número de problemas de otimização da vida real são complexos e difíceis de resolver, não sendo solucionados de maneira exata dentro de um período razoável de tempo. Para resolver estes problema são utilizados os algoritmos heurísticos e meta-heurísticos (TALBI, 2009).

Algoritmos heurísticos são específicos para determinados problemas. Os algoritmos meta-heurísticos são aplicáveis a uma grande variedade de problemas de otimização, sendo facilmente adaptáveis. Os algoritmos meta-heurísticos exploram o espaço de busca de forma eficiente, mesmo sendo muito grande, controlando a diversificação e intensificação. O processo de diversificação, conhecido também como busca global, permite que o algoritmo não fique preso em um ponto de máximo ou mínimo local. Nesta etapa o algoritmo percorre a vasta extensão do espaço de busca. No processo de intensificação, conhecido também como busca local, o algoritmo busca melhorar a solução realizando uma busca limitada a uma determinada região, com “passos pequenos”. Para cada algoritmo meta-heurístico existe um controle exclusivo do processo de intensificação e diversificação, como, por exemplo, no AG, onde a diversificação é controlada pela mutação (ver seção 2.2.2) e a intensificação pelo *crossover*.

Ao longo das últimas décadas, diversos algoritmos meta-heurísticos foram criados e estes podem ser classificados de diferentes formas. Este trabalho, focará nos algoritmos de enxame (KRAUSE et al., 2013a) e Algoritmos Evolucionários (AE), mais especificamente o BA e AG respectivamente.

2.2.1 *BAT ALGORITM*

O BA é um método bastante recente em comparação com outros métodos de otimização da área de computação evolucionária. Desta forma, a literatura é muito escassa a respeito deste método, com poucas aplicações encontradas na literatura. Cordeiro et al. (2012) aplicaram o BA a problemas de otimização de funções matemáticas, e posteriormente ao problema do dobramento de proteína (PARPINELLI et al., 2013) e ao problema da Mochila Multidimensional (KRAUSE et al., 2013b), e Nakamura et al. (2012) aplicaram o BA no problema binário de seleção de recursos.

A natureza, e em especial certos comportamentos animais, tem sido uma fonte inesgotável de inspiração para engenheiros e cientistas da computação. Muitos algoritmos de enxame, por exemplo, o *Particle Swarm Optimization* (PSO) (Otimização por Exame de Partículas) (KENNEDY; EBERHART, 1995) e *Artificial Bee Colony* (ABC) (Colônia Artificial de Abelhas) (KARABOGA; AKAY, 2009), são utilizados para a busca de soluções para os mais diversos problemas do mundo real (PARPINELLI; LOPES, 2011). Um dos mais recentes, o BA (YANG, 2010b), foi inspirado na eco-localização desempenhada pelos morcegos durante seu voo.

Os morcegos utilizam esta função tanto para detectar presas, quanto para evitar obstáculos. A eco-localização se baseia na emissão de ondas ultrassônicas e a correspondente medição do tempo gasto para estas ondas voltarem à fonte, após serem refletidas no alvo (presa ou obstáculo). A taxa de pulso (r) e amplitude (A) dos sons emitidos pelos morcegos variam com a estratégia de caça. Na fase de busca, a taxa de pulso é baixa e a amplitude é alta. Quando identificada uma presa, a taxa de pulso é acelerada e a amplitude é diminuída para evitar a perda da presa.

A Figura 5 mostra o fluxograma do BA e, posteriormente, o Algoritmo 1 apresenta em detalhes o pseudocódigo. No modelo computacional correspondente, o BA, cada morcego representa uma possível solução para o problema, codificado sob a forma de um vetor. Uma população de morcegos se move continuamente no espaço de busca do problema, atualizando a frequência, velocidade e posição de cada elemento de modo a buscar uma boa solução para o problema. A cada nova iteração, cada morcego é atualizado seguindo a melhor solução encontrada pela população. Além da atualização da posição, existe o controle de exploração e intensificação, como nos outros algoritmos de computação evolucionária. Isto é realizado, respectivamente, pela variação da amplitude e da taxa de pulso.

Embora o pseudocódigo do BA tenha sido disponibilizado pelo seu criador (YANG,

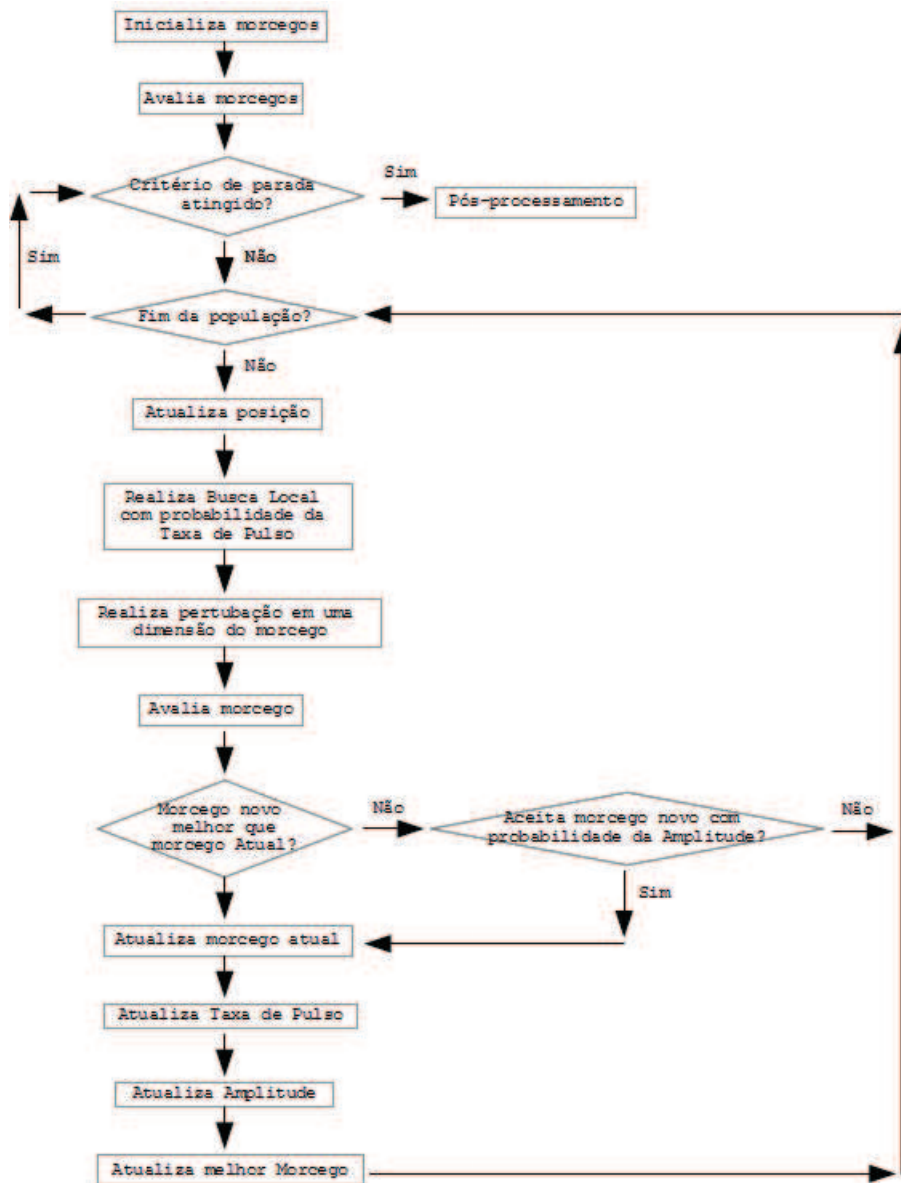


Figura 5: Fluxograma do BA

2010b, 2010a), muitos detalhes para a implementação são omitidos. Cordeiro et al. (2012) formalizaram o pseudocódigo que é mostrado no Algoritmo 1, cuja explicação detalhada encontra-se na sequência.

Primeiramente, no instante $t = 0$, todos os n morcegos \vec{x}_i ($i = 1, \dots, n$) são inicializados com: taxa de pulso $r_i = 0$, velocidade $\vec{v}_i = 0$, amplitude $A_i = 1$, frequência $\vec{f}_i = 0$, \vec{f}_{min} e \vec{f}_{max} com os limites inferiores e superiores respectivamente de cada variável do problema e posição \vec{x}_i com valores aleatórios (linha 2). O ciclo principal representa a evolução da população no tempo (linhas 5-21). O primeiro passo no interior do ciclo é atualizar a posição temporária \vec{x}_{temp} até ser aceita. Para isto, a frequência \vec{f}_i é atualizada (linha 7), e $\beta \in [0, 1]$ é um número aleatório extraído de uma distribuição uniforme. A nova frequência \vec{f}_i^{t+1} é utilizada para determinar a

Algoritmo 1 Bat algorithm (BA)

```

1: Parâmetros:  $n, \alpha, \lambda$ 
2: Inicializa morcegos  $\vec{x}_i$ 
3: Avalia  $f(\vec{x}_i)$  para todos os morcegos
4: Atualiza melhor morcego  $\vec{x}_*$ 
5: while critério de parada não for atingido do
6:   for  $i = 1$  to  $n$  do
7:     Atualiza frequência  $\vec{f}_i^{t+1} = \vec{f}_{min} + (\vec{f}_{max} - \vec{f}_{min})\beta, \beta \in [0, 1]$ 
8:     Atualiza velocidade  $\vec{v}_i^{t+1} = \vec{v}_i^t + (\vec{x}_i^t - \vec{x}_*^t)\vec{f}_i^{t+1}$ 
9:     Atualiza posição  $\vec{x}_{temp} = \vec{x}_i^t + \vec{v}_i^{t+1}$ 
10:    if  $rand < r_i, rand \in [0, 1]$  then {Faz busca local}
11:       $\vec{x}_{temp} = \vec{x}_* + \varepsilon A_m, \varepsilon \in [-1, 1]$ 
12:    end if
13:    Realiza perturbação em uma dimensão de  $\vec{x}_{temp}$ 
14:    if  $rand < A_i$  or  $f(\vec{x}_{temp}) \geq f(\vec{x}_i), rand \in [0, 1]$  then {Aceita solução temporária}
15:      Atualiza morcego  $\vec{x}_i^{t+1} = \vec{x}_{temp}$ 
16:      Atualiza taxa de pulso  $r_i^{t+1} = 1 - \exp(-\lambda t)$ 
17:      Atualiza amplitude  $A_i^{t+1} = \alpha A_i^t$ 
18:    end if
19:    Atualiza melhor morcego  $\vec{x}_*$ 
20:  end for
21: end while
22: Pós-processamento

```

nova velocidade \vec{v}_i^{t+1} (linha 8), onde \vec{x}_* é a melhor solução encontrada até o instante t . Com a nova velocidade \vec{v}_i^{t+1} , é possível determinar a nova posição temporária \vec{x}_{temp} (linha 9).

Na (linha 11) é realizada uma busca local probabilística, onde, $\varepsilon \in [-1, 1]$ é um número aleatório extraído de uma distribuição uniforme, e A_m é a média da amplitude de todos os morcegos em um dado instante t . Ainda na (linha 11), o valor de \vec{x}_{temp} é atualizado pela busca local, desconsiderando o valor anterior da posição e velocidade. Na (linha 13) uma dimensão de \vec{x}_{temp} , escolhida aleatoriamente entre d dimensões, é modificada aleatoriamente dentro dos limites de cada variável.

Se a condição na (linha 14) for verdadeira, sendo que $rand \in [0, 1]$ é um número aleatório extraído de uma distribuição uniforme, a solução temporária \vec{x}_{temp} é aceita (linha 15) e também ocorre o aumento da taxa de pulso utilizando a equação $r_i^{t+1} = 1 - \exp(-\lambda t)$ (linha 16), onde λ controla a taxa de pulso, e conseqüentemente, a probabilidade de realizar busca local, sendo que $t \rightarrow \infty$ e $r_i \rightarrow 1$, a busca local se intensifica com o passar do tempo. Outro valor atualizado é a amplitude A (linha 17), diminuindo com uma taxa $0 < \alpha < 1$, utilizando a equação $A_i^{t+1} = \alpha A_i^t, t = 1, 2, \dots, t_f$, onde α controla a amplitude, e conseqüentemente, controla a probabilidade de uma solução ruim ser aceita.

O ciclo principal continua até que a sucessão evolutiva da população de morcegos atinja o critério de parada estabelecido (linha 5), geralmente um número máximo de iterações.

2.2.2 ALGORITMOS GENÉTICOS

AEs usam modelos computacionais dos processos naturais de evolução como uma ferramenta para resolver problemas de otimização. Possuem o conceito de simulação da evolução das espécies através de seleção, mutação e reprodução. Os AEs mantêm uma população de estruturas, denominadas indivíduos. A estas estruturas são aplicados os chamados operadores genéticos. Cada indivíduo recebe uma avaliação que é uma quantificação da sua qualidade perante o problema. Com base nesta avaliação é aplicada a seleção de forma a simular a sobrevivência do mais apto. O mais conhecido dos AEs, é o AG (HOLLAND, 1975; GOLDBERG, 1989), sendo uma técnica de busca bastante eficiente para varrer grandes espaços e encontrar soluções de boa qualidade ou eventualmente ótimas.

O AG é uma meta-heurística de busca e otimização introduzida por Holland (1975) e inspirada na teoria da evolução de Darwin (DAWRIN, 1859). Os AGs buscam convergir uma população inicial aleatória para a melhor solução usando conceitos de seleção natural e evolução, ou seja, métodos probabilísticos que atuam nos indivíduos de uma espécie por gerações objetivando a sua evolução de acordo com a sua capacidade de adaptação.

Cada indivíduo da população inicial do AG é representado por um cromossomo de dimensão p , onde cada dimensão deste vetor solução é uma variável representada, geralmente, por números binários. Neste trabalho a codificação de cada gene será representada por números inteiros e posteriormente na fase de decodificação para números reais aplicando a precisão de duas casas decimais.

Utilizando-se de uma população inicial aleatória destes cromossomos, o AG avalia como cada indivíduo se adapta ao problema através da função de *fitness*, associada ao objetivo do problema. A determinação da função de *fitness* é uma ação complexa que depende totalmente do problema que precisa ser resolvido. Também deve embutir todas as restrições e características do problema, além de diferenciar a qualidade de cada solução. A função *fitness* deve ser computada rapidamente, devido ao fato de que um AG costuma avaliar milhares de cromossomos durante sua execução.

Após a avaliação de cada indivíduo, são selecionados dois indivíduos para se reproduzirem e gerarem os filhos da próxima geração. Existem diversos métodos para realizar a seleção, sendo o método de torneio o mais utilizado. O processo de reprodução dos indivíduos

acontece através do *crossover* e mutação dos cromossomos. O operador de mutação ocorre com uma pequena probabilidade, de modo a evitar que o processo de busca se torne puramente aleatório. A finalidade é manter a variedade genética da população, buscando recuperar boas características, eventualmente perdidas nos processos de seleção e cruzamento, e também se evita ficar preso em um ponto de máximo ou mínimo local.

Os novos indivíduos são novamente avaliados pela função de *fitness* e o processo se repete por um valor pré-definido de gerações.

Por se tratar de um método estocástico, AGs frequentemente geram soluções inválidas. Porém, esta prática é comum em algoritmos evolucionários devido à necessidade de melhores buscas globais, assim o algoritmo pode passar por diferentes regiões espaço de busca do problema e apresentar soluções inválidas que deverão ser descartadas, corrigidas ou penalizadas (ver Seção 3.1.2).

O Algoritmo 2 mostra o pseudocódigo do AG canônico. Inicialmente são determinados os parâmetros d , p , pc e pm , representando, respectivamente, a dimensão d do cromossomo, o número de indivíduos da população p , a probabilidade de *crossover* pc e a probabilidade de mutação pm (linha 1). Logo após é gerada aleatoriamente uma população de cromossomos (linha 2) e calculada sua função de *fitness* (linha 3), que consiste no valor da adaptação de cada indivíduo gerado. É definido um bloco repetitivo de comandos (linhas 4-13) para criar e selecionar uma nova população (linhas 6-10) até que seja alcançada uma condição terminal definida. A seleção de dois indivíduos da população atual (linha 6) simula a reprodução gerando dois filhos através do operador de *crossover*, que consiste em dividir cada um dos cromossomos pais em duas partes e trocá-los entre si gerando novos indivíduos. Aplica-se a mutação, realizando uma perturbação em um determinado gene (linha 8), e calcula-se o valor de *fitness* dos cromossomos filhos gerados (linha 9). Estes cromossomos filhos são incorporados à nova população (linha 10), que substitui a população antiga (linha 12). O Algoritmo 2 finaliza quando sua condição terminal é alcançada, geralmente associada a um número fixo de gerações.

2.3 TRABALHOS CORRELATOS

Analistas do mercado de ações se concentram no desenvolvimento de abordagens para ter sucesso na projeção do preço de ações na bolsa de valores utilizando estratégias de negociação bem definidas. Recentes avanços em técnicas da computação oferecem ferramentas úteis de projeção do preço de ações. Foi realizada a busca na literatura de trabalhos que aplicaram algoritmos meta-heurísticos no problema de projeção do preço. Os trabalhos

Algoritmo 2 Algoritmo Genético (AG)

- 1: Parâmetros: d, p, pc, pm
 - 2: Gerar população inicial \vec{x}_i aleatoriamente
 - 3: Avalia $f(\vec{x}_i)$ para todos os indivíduos
 - 4: **while** critério de parada não for atingido **do**
 - 5: **for** $n/2$ **do**
 - 6: Selecione 2 indivíduos da população atual
 - 7: Aplique *crossover* gerando 2 filhos
 - 8: Aplique mutação aos filhos
 - 9: Calcule o *fitness* dos filhos
 - 10: Coloque os filhos na nova população
 - 11: **end for**
 - 12: Substitua a população antiga pela nova
 - 13: **end while**
 - 14: Pós-processamento
-

encontrados foram classificados da seguinte forma: A Seção 2.3.1 lista os métodos utilizados por cada autor na projeção do preço de ações. A Seção 2.3.2 mostra qual mercado foi utilizado. A Seção 2.3.3 mostra a periodicidade utilizada por cada autor para realizar os experimentos. A Seção 2.3.4 mostra as medidas de desempenho utilizado por cada autor. A Seção 2.3.5 lista os indicadores utilizados.

2.3.1 MÉTODO COMPUTACIONAL

Os algoritmos meta-heurísticos encontrados na literatura que foram aplicados no problema de projeção do preço de ações estão mostrados na Tabela 1. A tabela foi dividida em grupos de algoritmos com características semelhantes. No primeiro grupo, os algoritmos de enxame (KRAUSE et al., 2013a), onde o PSO foi utilizado em 17,50% dos trabalhos. O *Bacterial Foraging Optimizer* (BFO) (Otimizador Forrageador Bacteriano) (LIU et al., 2002) utilizado em 5%. O ABC e *Fruit Fly Optimization Algorithm* (FOA) (Algoritmo Otimizador da Mosca da Fruta) em 2,50%.

No segundo grupo, os AEs, onde a Programação Genética (PG) (KOZA, 2003) foi utilizada em 32,50% dos trabalhos. O AG (HOLLAND, 1975; GOLDBERG, 1989) em 27,50%. A Evolução Diferencial (ED) (PRICE et al., 2005) e *Genetic Network Programming* (GNP) (KATAGIRI et al.,) em 5,00% e Evolução Gramatical (EG) (O'NEILL; RYAN, 2001) em 2,50%.

A PG foi utilizada na maioria dos trabalhos apresentados. A PG possuiu a abordagem diferente aos outros métodos, tendo como objetivo principal encontrar regras específicas para um determinado problema e não realizar a otimização. Se retirar a PG da Tabela 1, o AG se

tornaria o algoritmo mais utilizado, justificando o uso deste para realizar a comparação com o BA, que até o presente momento não foi encontrado na literatura nenhum trabalho aplicando o BA para o problema de projeção do preço.

Tabela 1: Algoritmos meta-heurísticos aplicados no problema de projeção do preço de ações

Categoria	Algoritmo	Quantidade	Referência
<i>Algoritmos de enxame</i>	PSO	7	(KAUR; MANGAT, 2012; CHEN et al., 2005; MAJHI et al., 2008) (BRIZA; NAVAL, 2008, 2011; BUTLER; KAZAKOV, 2012) (SALAM et al., 2010)
	BFO	2	(MAJHI et al., 2007, 2009)
	FOA	1	(ZHANG; FANG, 2012)
	ABC	1	(ROUT et al., 2012)
AE	AG	11	(DOEKSEN et al., 2005; ETES, 2000; NUNEZ, 2002) (KAPOOR et al., 2011; KORCZAK; ROGER, 2002; ZHANG; FANG, 2012) (LIN et al., 2011; DEMPSTER; JONES, 2001; FUENTE et al., 2006) (RODRÍGUEZ et al., 2005; LIN et al., 2005)
	ED	2	(KAUR; MANGAT, 2012; SALAM et al., 2010)
	PG	13	(KARJALAINEN, 1994; FYFE et al., 1999; NEELY et al., 1997) (SRIRAM; S., 2013; NEELY; WELLER, 1999; LI; TSANG, 1999) (WANG, 2000; READY, 2002; MATTHEW, 2003) (LEE; LOH, 2002; THOMAS; SYCARA, 1999; ALMANZA; TSANG, 2011) (CHEN et al., 2009)
	GNP	2	(CHEN et al., 2007, 2008)
	EG	1	(O'NEILL et al., 2002)

2.3.2 MERCADOS

Os mercados onde os algoritmos da Tabela 1 foram aplicados são mostrados na Tabela 2. Os trabalhos podem ser divididos em quatro categorias. A primeira categoria inclui trabalhos que utilizaram ações ou índices de países desenvolvidos. O índice *Standard & Poors 500* (S&P500) foi utilizado em 19,05% dos trabalhos. O índice *Dow Jones Industrial Average* (DJIA) foi utilizado em 14,29%. A bolsa do Japão (Nikkei 225) foi utilizada em 9,52%. A bolsa de valores da Inglaterra (FTSE) e o índice da bolsa de valores de Nova Iorque (NYSE) foram utilizados em 7,14%. O índice de empresas de tecnologia (NASDAQ) foi utilizado em 4,76%. O índice de Paris (CAC-40), a bolsa de valores da Austrália (ASX) e a bolsa de valores da Alemanha (DAX) foram utilizadas em 2,38% dos trabalhos.

A segunda categoria inclui artigos que utilizaram ações ou índices de países considerados emergentes. A bolsa da Espanha (BMEX) foi utilizada em 7,14% dos trabalhos. A bolsa de valores de Amsterdam (AEX), o índice da Coreia (KOSPI) e a bolsa de valores na Índia (NSE) foram utilizadas em 2,38% dos trabalhos.

A terceira categoria inclui os artigos que utilizaram o mercado Forex, que foram utilizados em 11,90% dos trabalhos. A quarta categoria inclui os trabalhos que utilizaram as *commodities*, que foram utilizados em 4,76%. Em (DOEKSEN et al., 2005), o autor especificou apenas que utilizou duas ações, sem mencionar qual a bolsa de valores.

Tabela 2: Mercados onde os algoritmos meta-heurísticos foram aplicados

Categoria	Mercado	Quantidade	Referência
Países desenvolvidos	DAX	1	(O'NEILL et al., 2002)
	DJIA	6	(MAJHI et al., 2007, 2008, 2009) (BRIZA; NAVAL, 2008, 2011; ROUT et al., 2012)
	FTSE	3	(O'NEILL et al., 2002; FYFE et al., 1999; BUTLER; KAZAKOV, 2012)
	NASDAQ	2	(KAUR; MANGAT, 2012; CHEN et al., 2005)
	Nikkei 225	4	(CHEN et al., 2007, 2008; O'NEILL et al., 2002) (CHEN et al., 2009)
	NYSE	3	(KAUR; MANGAT, 2012; READY, 2002; SRIRAM; S., 2013)
	S&P500	8	(MAJHI et al., 2007, 2008, 2009) (WANG, 2000; LI; TSANG, 1999; ROUT et al., 2012) (KARJALAINEN, 1994; LIN et al., 2011)
	CAC-40	1	(KORCZAK; ROGER, 2002)
Países considerados emergentes	ASX	1	(LIN et al., 2005)
	AEX	1	(ETTES, 2000)
	KOSPI	1	(CHUN; PARK, 2005)
	BME	3	(NUNEZ, 2002; FUENTE et al., 2006; RODRÍGUEZ et al., 2005)
Forex	NSE	1	(KAPOOR et al., 2011)
	Forex	5	(NEELY et al., 1997; NEELY; WELLER, 1999; LEE; LOH, 2002) (DEMPSTER; JONES, 2001; THOMAS; SYCARA, 1999)
<i>Commodities</i>	<i>Commodities</i>	2	(MATHEW, 2003; ZHANG; FANG, 2012)

A maioria dos trabalhos aplicou os algoritmos meta-heurísticos em mercados norte-americanos, utilizando os famosos índices DJIA e S%P500. Até o presente momento nenhum trabalho aplicou os algoritmos meta-heurísticos para o mercado sul-americano.

2.3.3 TAMANHO DA AMOSTRA

O tamanho da amostra, ou seja, a quantidade de dados diários dos preços das ações utilizados nos algoritmos varia para cada autor conforme mostrado na Figura 6. O valor médio utilizado pelos autores foram 7 anos. Nos extremos, Kaur e Mangat (2012) utilizaram apenas duzentos dias e Briza e Naval (2011) 26 anos.

Se utilizar um período pequeno como apresentado pelos trabalhos à direita da Figura 6, os algoritmos não teriam muito tempo para realizar o treinamento, e muito menos tempo para realizar o teste dos parâmetros otimizados no período de treinamento. Utilizar período pequeno aumenta a probabilidade de ser tendencioso nos experimentos, diminuindo a confiabilidade dos resultados. Por outro lado, se utilizar um período longo, como apresentado nos trabalhos do lado esquerdo da Figura 6, o algoritmo terá um custo computacional muito alto, uma vez que aumentará o número de dias que a função de fitness terá que percorrer para cada indivíduo de todas as evoluções. No entanto, aumentará a confiabilidade e robustez dos experimentos.

2.3.4 MEDIDAS DE DESEMPENHO

As medidas de desempenho estão relacionadas com o lado econômico da projeção. A taxa de acerto mede a porcentagem de projeções corretas e foi utilizada por diversos autores

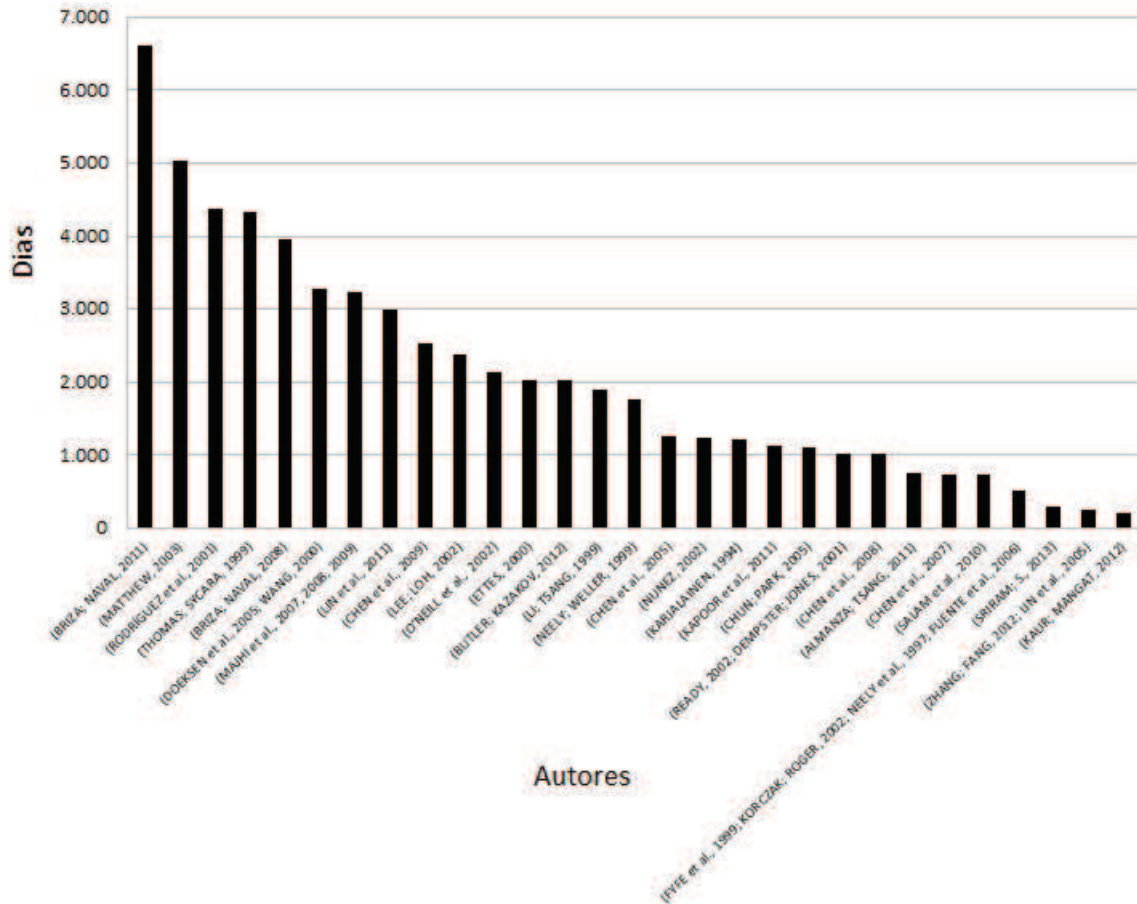


Figura 6: Tamanho da amostra utilizada pelos algoritmos da Tabela 1

(DOEKSEN et al., 2005; CHUN; PARK, 2005; MATTHEW, 2003). O B&H , utilizado por 85,71% dos autores, mede a rentabilidade no período investido e foi utilizada por Doeksen et al. (2005), Karjalainen (1994), Chen et al. (2007, 2008), O’Neill et al. (2002), Nunez (2002), Fyfe et al. (1999), Korczak e Roger (2002), Neely et al. (1997), Neely e Weller (1999), Wang (2000), Ready (2002), Matthew (2003), Briza e Naval (2011), Butler e Kazakov (2012), Lin et al. (2011), Dempster e Jones (2001), Chen et al. (2009). Os demais autores não especificaram quais medidas de desempenho utilizaram.

2.3.5 INDICADORES

Os tipos de indicadores e a quantidade utilizada por cada autor diferem. A Tabela 3 resume os indicadores utilizados. Na média foram utilizados 7 indicadores, no entanto Nunez (2002), Kapoor et al. (2011) utilizaram apenas um indicador, o Cruzamento entre Média Móveis (CMM), Li e Tsang (1999), Lin et al. (2005), Rodríguez et al. (2005), Thomas e Sycara

(1999) apenas a Média Móvel (MM) e Butler e Kazakov (2012) apenas o indicador Banda de Bollinger (BOLLINGER, 2001). Na outra extremidade, Ettes (2000) utilizou vinte indicadores, mas sem especificar quais indicadores. Os sete indicadores mais utilizados foram: MM com 14,94%, Índice de Força Relativa (IFR) e CMM com 12,64%, Estocástico (EST) e *Moving Average Convergence-Divergence* (MACD) com 10,34%, *Rate of Change* (ROC) com 9,20% e Movimento Direcional (MD) com 6,90%.

Alguns trabalhos apresentados utilizaram apenas um indicador. Será mostrado nos experimentos preliminares (Seção 4.1) que o resultado não é satisfatório se utilizar os indicadores de forma isolada. Outro ponto em utilizar apenas um indicador, o espaço de busca é reduzido não justificando o uso de meta-heurística, podendo ser resolvido com outros métodos comuns.

Tabela 3: Indicadores utilizados pelos algoritmos

Referência	Indicadores											
	MM	CMM	IFR	EST	MACD	ROC	MD	ADO	Banda Bollinger	HPACC	CPACC	CCI
(ALMANZA; TSANG, 2011)	X					X						
(BRIZA; NAVAL, 2008)	X				X		X					
(BRIZA; NAVAL, 2011)	X				X		X					
(BUTLER; KAZAKOV, 2012)									X			
(CHEN et al., 2005)		X	X	X	X	X	X					
(CHUN; PARK, 2005)		X	X	X	X	X	X					
(DEMPSTER; JONES, 2001)		X	X	X								X
(FUENTE et al., 2006)			X	X	X							
(KAPOOR et al., 2011)		X										
(KOULOURIOTIS, 2004)		X			X		X					
(NUNEZ, 2002)		X										
(LEE; LOH, 2002)	X	X	X									X
(LIN et al., 2005)	X											
(LIN et al., 2011)	X		X	X		X						
(LI; TSANG, 1999)	X											
(CHEN et al., 2009)			X	X	X	X						
(MAJHI et al., 2007)	X	X	X	X		X		X		X	X	
(MAJHI et al., 2008)	X	X	X	X		X		X		X	X	
(MAJHI et al., 2009)	X	X	X	X		X		X		X	X	
(MATTHEW, 2003)	X		X		X		X		X			
(RODRÍGUEZ et al., 2005)	X											
(THOMAS; SYCARA, 1999)	X											
(ZHANG; FANG, 2012)		X			X				X			
Total	13	11	11	9	9	8	6	3	3	3	3	2

3 METODOLOGIA

Nos capítulos anteriores foram apresentados os algoritmos utilizados neste trabalho. Foi apresentada também a teoria do mercado de ações. O presente capítulo apresenta a metodologia deste trabalho. Para a implementação da metodologia proposta, alguns aspectos devem ser definidos. Um deles são os indicadores que serão utilizados na codificação dos indivíduos na Seção 3.1.1. Na Seção 3.1.2 são mostradas as restrições do problema. O conjunto de variáveis e codificação do indivíduo são mostrados na Seção 3.1.3. Nas Seções 3.1.4 e 3.1.5 são definidos alguns componentes do problema de projeção do preço de ações que serão utilizadas na função de *fitness* do BA e AG descrita na Seção 3.1.6. A Seção 3.1.7 mostra como será conduzida a busca exaustiva nos indicadores de forma isolada. A metodologia de avaliação será apresentada nas seguintes seções: na Seção 3.2.1 serão mostrados as amostras de dados e o tamanho das mesmas que serão utilizados nos experimentos. Na Seção 3.2.3 será mostrado como os experimentos serão conduzidos utilizando a validação cruzada. Na Seção 3.2.2 como será realizada a avaliação de desempenho da metodologia proposta. Na Seção 3.2.4 será mostrada a análise estatística que será realizada no final dos experimentos.

Será desenvolvida uma metodologia para suporte à decisão de compra e venda de ações visando otimizar o lucro auferido num período. Serão utilizados dados históricos reais de 92 ações de diversos setores do mercado. Para tanto, os dados históricos serão submetidos a uma série de experimentos utilizando a busca exaustiva e posteriormente com dois diferentes algoritmos, BA e AG. Na Tabela 1 da Seção 2.3.1 foi mostrado que o AG é o segundo algoritmo mais utilizado, ficando atrás da PG que possui uma abordagem diferente do AG, tendo como objetivo principal encontrar regras específicas para um determinado problema e não realizar a otimização. Por este motivo, o AG foi escolhido como um comparador do BA. Durante todo este capítulo, a palavra indivíduo será generalizada, representando o morcego para o BA e o cromossomo para o AG.

Os algoritmos foram implementados utilizando a linguagem ANSI-C. O AG foi implementado utilizando o *Galopps 3.2.4*¹. Este é um algoritmo flexível e genérico baseado

¹<http://garage.cse.msu.edu/software/galopps/>

no AG canônico (GOLDBERG, 1989). O BA foi implementado baseado no pseudo-código de Yang (2010b) e Cordeiro et al. (2012).

3.1 DESENVOLVIMENTO

3.1.1 INDICADORES

A partir da análise da literatura, sintetizada na Tabela 3, foram selecionados 7 indicadores técnicos para uso neste trabalho, descritos a seguir. Nenhum autor chegou à conclusão que determinado indicador apresenta melhor ou pior desempenho. Portanto, a seleção foi realizada em ordem de frequência de utilização e a quantidade de indicadores foi encontrada através da média de indicadores utilizados nos trabalhos encontrados na literatura.

Na Equação 1 do EST (LANE, 1984), d é o dia corrente, PF_d é o preço do fechamento do dia d , n_1 é o número de dias a ser otimizado, $PMAX_{n_1}$ é o preço máximo atingido em n dias, e $PMIN_{n_1}$ é o preço mínimo atingido em n_1 dias. A Equação 2 do EST, é uma média móvel de n_2 dias da Equação 1 que será otimizada. Quando o EST sobe acima do valor de referência máximo (valor a ser otimizado), mostra que o mercado está na região de sobre compra e a probabilidade dos preços caírem aumenta. Quando o EST cai abaixo do valor de referência mínimo (valor a ser otimizado), mostra que o mercado está na região de sobre venda e a probabilidade dos preços subirem aumenta (ELDER, 2004b). A probabilidade de acerto deste indicador aumenta quando o mercado está sem tendência (ELDER, 2004b).

$$K_d = \left(\frac{PF_d - PMIN_{n_1}}{PMAX_{n_1} - PMIN_{n_1}} \right) 100 \quad (1)$$

$$\%D_d = \frac{1}{n_2} \sum_{d=1}^{n_2} K_d \quad (2)$$

Na Equação 3 do IFR (WILDER, 1978), d é o dia corrente, MS_n é igual à média de incrementos do valor da ação que subiram durante n dias e MC_n é igual à média de incrementos do valor da ação que caíram durante n dias. No IFR para cada ativo e periodicidade existe o valor máximo e mínimo contido entre 0 e 100 que serão otimizados, além do parâmetro n . O IFR, normalmente atingirá o topo ou fundo (valor máximo e mínimo respectivamente), antes que o preço o faça (NORONHA, 2006; ELDER, 2004b). O sinal de venda é gerado quando o IFR está acima do valor máximo, e o sinal de compra é gerado quando o IFR está abaixo do valor mínimo.

$$IFR_d = 100 - \left(\frac{100}{1 + \frac{MS_n}{MC_n}} \right) \quad (3)$$

As Equações 4 e 5 do MACD (APPEL, 1985), consistem de três Médias Móveis Exponenciais (MME), onde d é o dia corrente, $MACD_d$ é a diferença entre duas MME e $MACDS_d$ é uma MME de periodicidade menor que as duas do $MACD_d$. PF_d é o preço do fechamento do dia d . n_1 e n_2 são as periodicidades das MMEs do $MACD_d$, e n_3 é a periodicidade da MME de $MACDS_d$. O cruzamento das linhas do $MACD_d$ e $MACDS_d$ identificam mudanças no equilíbrio de forças entre compradores e vendedores. A linha do $MACD_d$ reflete o consenso dos investidores num período de curto-prazo. A linha $MACDS_d$ reflete o consenso dos investidores num período de longo-prazo. Se diferença entre o $MACD_d$ e $MACDS_d$ for negativa mostra que o mercado está descendente, e se $(MACD_d - MACDS_d) > (MACD_{d-1} - MACDS_{d-1})$ aumenta a probabilidade de compra. Se diferença entre o $MACD_d$ e $MACDS_d$ for positiva mostra que o mercado está ascendente, e se $(MACD_d - MACDS_d) < (MACD_{d-1} - MACDS_{d-1})$ aumenta a probabilidade de venda (ELDER, 2004b; NORONHA, 2006).

$$MACD_d = \left(PF_d \frac{2}{n_1 + 1} + MME_{d-1} \left(1 - \frac{2}{n_1 + 1} \right) \right) - \left(PF_d \frac{2}{n_2 + 1} + MME_{d-1} \left(1 - \frac{2}{n_2 + 1} \right) \right) \quad (4)$$

$$MACDS_d = PF_d \frac{2}{n_3 + 1} + MME_{d-1} \left(1 - \frac{2}{n_3 + 1} \right) \quad (5)$$

O indicador MD (WILDER, 1978) é representado pelas Equações 6, 7 e 8, onde d é o dia corrente, TR_d do dia d será sempre a maior das seguintes alternativas: distância entre máxima de hoje e a mínima de hoje, distância entre máxima de hoje e o fechamento de ontem ou distância entre a mínima de hoje e o fechamento de ontem. O MDP_d do dia d é a diferença entre a máxima de hoje e a máxima de ontem. O MDN_d do dia d é a diferença entre a mínima de hoje e a mínima de ontem. A probabilidade de acerto da compra aumenta quando IDP_d e ADX_d estão acima do IDN_d . A probabilidade de acerto da venda aumenta quando IDN_d e ADX_d estão acima do IDP_d . Outro sinal importante deste indicador é quando o ADX_d é menor que ADP_d e ADN_d , indicando um mercado lateral, aumentando a probabilidade de um oscilador como o EST ter mais sucesso nas operações de compra e venda (ELDER, 2004b; NORONHA, 2006).

$$IDP_d = \frac{MDP_d}{TR_d} \quad (6)$$

$$IDN_d = \frac{MDN_d}{TR_d} \quad (7)$$

$$ADX_d = \frac{1}{n} \sum_{d=1}^n DX_d, \text{ onde } DX_d = \frac{IDP_d - IDN_d}{IDP_d + IDN_d} \quad (8)$$

Na Equação 9 do ROC (WILDER, 1978), d é o dia corrente, PF_d é o preço de fechamento do dia d e PF_{d-n} é o preço de fechamento de n dias atrás que será otimizado. O ROC indica quando mercado se encontra sobre comprado (ROC acima do valor de referência máximo) com probabilidade alta dos preços caírem ou sobre vendido (ROC abaixo valor de referência mínimo) com probabilidade alta dos preços subirem. Quando ROC cruza o valor de referência máximo, a estratégia é vender. Quando ROC cruza o valor de referência mínimo, a estratégia é comprar.

$$ROC_d = 100 \left(\frac{PF_d}{PF_{d-n}} \right) \quad (9)$$

Hurst (1970) criou o indicador MM descrito na Equação 10. O principal objetivo de uma MM é informar se começou ou terminou uma tendência. Na equação da MM, n é o número de dias da MM que será otimizado e PF_d é o preço de fechamento no dia d . Se os preços estiverem acima da MM, a probabilidade de acerto na compra é maior, e se os preços estiverem abaixo da MM, a probabilidade de acerto na venda é maior. Aleen (1972) criou o indicador CMM definido pela Equação 11, onde n_1 e n_2 são as periodicidades das médias móveis. No CMM, é gerado sinal de compra e venda no cruzamento de duas MMs.

$$MM_d = \frac{1}{n} \sum_{d=1}^n PF_d \quad (10)$$

$$CMM_d = \frac{1}{n_1} \sum_{d=1}^{n_1} PF_d e \frac{1}{n_2} \sum_{d=1}^{n_2} PF_d, \text{ onde } n_1 < n_2 \quad (11)$$

3.1.2 RESTRIÇÕES DO PROBLEMA

Lidar com as restrições em problemas de otimização é fundamental para sua resolução. As restrições podem ser classificadas como estratégia de rejeitar a solução, penalizar ou reparar a solução.

A abordagem mais simples é rejeitar as soluções inviáveis, onde apenas soluções

viáveis são mantidas durante a evolução do algoritmo e, em seguida, soluções inviáveis são automaticamente eliminadas. Este tipo de estratégia realiza muita pressão seletiva. A pressão seletiva consiste em haver várias soluções que representam, aproximadamente, o mesmo genótipo. Estas soluções dominarão o processo seletivo, assim várias destas soluções serão incorporadas nas próximas gerações, ocasionando a diminuição da diversidade genética da população e a rápida convergência do algoritmo.

Seria interessante utilizar algumas informações das soluções inviáveis para orientar a busca para soluções melhores que podem estar sobre a fronteira entre soluções viáveis e inviáveis. Em alguns problemas de otimização, regiões viáveis do espaço de busca podem ser descontínuas. Assim, um caminho entre duas soluções viáveis será através de soluções inviáveis (TALBI, 2009).

Na estratégia de penalizar as soluções inviáveis, estas soluções são mantidas durante todo o processo de busca, contornando o problema da forte pressão seletiva da estratégia de rejeitar solução. Na função de *fitness* do problema é acrescentado uma função de penalidade que altera seu valor final proporcionalmente as violações que ocorreram. No trabalho publicado por Gen e Cheng (1996), são mostradas em detalhes as alternativas que podem ser utilizadas para definir as penalidades. Dentre as mais conhecidas está a aplicação de penalidade proposta por Goldberg (1989), descrita na Equação 12.

$$g(\vec{x}) + r \sum_{i=1}^n \Phi[h_i(x)] \quad (12)$$

O coeficiente de penalidade r pondera o quão importante é a violação de restrições para o problema. A função Φ é sugerida como o quadrado da violação da restrição h_i são as restrições do problema e $g(\vec{x})$ a função objetivo.

A estratégia de reparação, utilizada neste trabalho, consiste em transformar uma solução inviável em uma opção viável modificando o indivíduo. Para o problema deste trabalho, as restrições mostradas na Tabela 4 foram incluídas na função de *fitness*.

Para o indicador MACD, caso a primeira restrição seja violada, é gerado um número aleatório x para n_2 , onde $x \in [limiteInferior, n_3 - 1]$. Se a segunda restrição do MACD for violada, o procedimento se repete para n_1 . Para o indicador CMM, se a restrição for violada, é gerado um número aleatório x para n_2 , onde $x \in [limiteInferior, n_1 - 1]$. Para ambos os indicadores, o *limiteInferior* é o limite mostrado na Figura 7 da Seção 3.1.3.

Tabela 4: Restrições do problema

Indicador	Restrição
	$n_3 < n_2$, onde n_2 e n_3 é a periodicidade de <i>MME</i> menor e <i>MACDS</i> respectivamente
MACD	$n_2 < n_1$, onde n_1 e n_2 é a periodicidade de <i>MME</i> maior e menor respectivamente
CMM	$n_1 < n_2$, onde n_1 e n_2 são as periodicidades das médias móveis

3.1.3 CONJUNTO DE VARIÁVEIS, CODIFICAÇÃO E DECODIFICAÇÃO

Cada indivíduo é uma coleção de estruturas de cada indicador. O indivíduo será codificado de maneiras diferentes para cada estratégia de codificação (peso e maioria). A Figura 7 mostra a estrutura do indivíduo para a estratégia peso, denominada AGP para o AG e BAP para o BA. A Figura 8 mostra a estrutura do indivíduo para a estratégia maioria, denominada AGM para o AG e BAM para o BA. Na estratégia maioria a dimensão peso é retirada. Na estratégia maioria todos os indicadores possuem o mesmo “poder” de decisão da compra e venda. Se a maioria dos indicadores indicar compra, é realizada a compra. O inverso é realizado para venda. Na estratégia peso a influência de cada indicador será ajustada automaticamente pelo algoritmo. Cada indicador tem um peso $\in [0, 100]$, representado por 7 dimensões a mais no indivíduo, e determinará a relevância do indicador. A compra ou venda é realizada dependendo do peso para o indicador correspondente. Na linha “indicador” das figuras são apresentados os indicadores selecionados para serem implementados nos algoritmos. Os respectivos parâmetros dos indicadores são mostrados na linha “parâmetros”. Na linha faixa mostra-se a faixa de cada parâmetro sugerida pela literatura (ELDER, 2004b, 2004a, 2009; NORONHA, 2006). O espaço de busca é de $1,04 \times 10^{49}$ soluções possíveis para a estratégia peso e 1×10^{35} para a estratégia maioria.

Na decodificação do indivíduo para o AG, os genes dos cromossomos possuem valores discretos e são convertidos para número reais com a precisão de duas casas decimais. Para o BA, os valores das variáveis estarão com os valores reais não sendo necessário realizar a conversão de valores discretos para contínuos, podendo esta etapa ser um fator para aumentar/diminuir o desempenho dos algoritmos.

3.1.4 CUSTOS DE OPERAÇÃO

Segundo Matura (2007), quando o número de operações é muito grande, o custo de corretagem se torna relevante e pode fazer diferença entre lucro e prejuízo. Outro custo que o investidor precisa arcar são os emolumentos. Até a data deste trabalho, o valor cobrado pela

Indicador	ROC				IFR			
Parâmetro	n	Máx.	Min.	Peso	n	Máx.	Min.	Peso
Faixa	{6..21}	{10000..20000}	{0..10000}	{0..100}	{6..21}	{5000..10000}	{0..5000}	{0..100}

EST					MACD			
n1	n2	Máx.	Min.	Peso	n1	n2	n3	Peso
{5..14}	{3..14}	{5000..10000}	{0..5000}	{0..100}	{6..21}	{6..21}	{6..21}	{0..100}

CMM			MM		MD	
n1	n2	Peso	n	Peso	n	Peso
{6..21}	{6..21}	{0..100}	{6..21}	{0..100}	{6..14}	{0..100}

Figura 7: Codificação do indivíduo na estratégia peso para o BA e AG

Indicador	ROC			IFR		
Parâmetro	n	Máx.	Min.	n	Máx.	Min.
Faixa	{6..21}	{10000..20000}	{0..10000}	{6..21}	{5000..10000}	{0..5000}

EST				MACD		
n1	n2	Máx.	Min.	n1	n2	n3
{5..14}	{3..14}	{5000..10000}	{0..5000}	{6..21}	{6..21}	{6..21}

CMM		MM	MD	
n1	n2	n	n	
{6..21}	{6..21}	{6..21}	{6..14}	

Figura 8: Codificação do indivíduo na estratégia maioria para o BA e AG

BM&FBovespa era de 0,035% para operações que duram entre a compra e a venda mais de um dia e 0,0245% para operações *day-trade*. Já a taxa de custódia varia de acordo com o volume financeiro operado pelo investidor durante o dia, porém muitas corretoras recolhem uma taxa fixa mensal, entretanto algumas isentam os investidores desta taxa.

O imposto de renda nas bolsas de valores (FERRERO, 2008) é calculado sobre o lucro, sendo cobrada uma taxa de 20% para operações *day-trade* e de 15% para operações que duram entre a compra e a venda mais de um dia. Os investidores que adotam a estratégia B&H só pagam imposto no momento da venda, sobre o lucro auferido em anos de posição, ou seja, somente se tiverem lucro. Os que adotam estratégias de entrada e saída constantes têm de pagar esta taxa mensalmente e parte é recolhida pela corretora no ato da venda (imposto de renda recolhido na fonte 0,005%), o que torna as entradas e saídas constantes mais caras.

Os experimentos deste trabalho consideram o custo de corretagem como sendo de R\$ 10,00 (média de custo entre as dez maiores corretoras do Brasil). Para fins didáticos, não foi incluído nenhum outro tipo de custo como impostos e custódia. O custo de corretagem será utilizado na função de *fitness*, representado no Algoritmo 3 por ϵ .

3.1.5 GERENCIAMENTO DE RISCO

Segundo Wilder (1978), a Análise Técnica tem duas partes. A primeira é definir a estratégia com os indicadores e a segunda é o gerenciamento de risco. Para Granville (1976), nenhuma teoria de projeção do preço é tão infalível que permita 100% de sucesso. Porém com o uso dos indicadores é possível aumentar a probabilidade de acerto. Mesmo depois de comprar uma ação, e esta ir contra as expectativas projetadas anteriormente, é possível minimizar o prejuízo utilizando o gerenciamento de risco com a técnica do *stop-loss* sugerida pelos autores Matsura (2007), Buffett e Clark (2007), Malheiros (2008), Xavier (2009), Correia (2009), Murphy (1986), Elder (2004b), Aleen (1972), Elder (2004a) e Elder (2009).

O *stop-loss* é uma técnica que realiza a venda automática do ativo quando o preço da ação ultrapassar o valor pré-determinado pelo investidor como preço de disparo da ordem. Desta maneira, caso ele ultrapasse, o *stop-loss* será acionado e o ativo será vendido. O objetivo do seu uso é resguardar o capital mesmo que com uma pequena perda, para que se possa voltar ao mercado em outro momento.

Murphy (1986) recomenda firmemente a adoção do *stop-loss*, porém assinala a dificuldade de determiná-los. Ele fala que quanto mais volátil o mercado é, maior probabilidade de perda com a adoção da estratégia. Se o *stop-loss* for curto demais, as operações serão liquidadas nas pequenas oscilações, o que ele chama de ruído. Se o *stop-loss* for muito longe dos preços, os ruídos serão evitados, porém caso o *stop-loss* seja atingido, as perdas serão grandes. A dificuldade está, segundo o autor, em encontrar um meio termo, um ponto ótimo.

Neste trabalho a técnica de gerenciamento de risco utilizando o *stop-loss* foi adotada nos experimentos onde a perda máxima permitida para cada operação será limitada em 2% do capital atual (ELDER, 2004b, 2004a, 2009). O *stop-loss* será utilizado na função de *fitness*, representado no Algoritmo 3 por δ .

3.1.6 FUNÇÃO DE *FITNESS*

A natureza do problema deste trabalho é um problema de maximização de lucro. O sinal de compra e venda de ações são determinadas pelas as duas estratégias descritas na Seção 3.1.3. A função de *fitness* é descrita no pseudocódigo do Algoritmo 3. Esta função foi utilizada tanto para o BA quanto para o AG.

As ordens de compra e venda são executadas na abertura do dia de negociação, utilizando o preço de abertura. As ordens são executadas apenas quando satisfizerem os critérios das estratégias e dos indicadores encontrados pelos algoritmos, representados pelos

parâmetros de entrada *comprar* e *vender*. Após a decodificação dos indivíduos, os valores para os parâmetros *comprar* e *vender* serão calculados com base nas estratégias e nas Equações 1 a 11 mostradas na Seção 3.1.1. O objetivo da função de *fitness* é a maximização do lucro comprando ou vendendo todo o capital disponível no momento.

Algoritmo 3 Função de *fitness* utilizado no BA e AG

```

1: Parâmetros:  $V$  {Valor disponível},  $m$  {Tamanho da amostra},  $\delta$  {Porcentagem de stop-loss},  $\varepsilon$  {Custo de corretagem}, comprar, vender
2: Inicializa stop-loss  $vs \leftarrow \delta V$ 
3: for  $i \leftarrow 1$  to  $n$  do
4:   if carteiraCheia and  $q PA_i < vc - vs$  then {Gerenciamento de risco}
5:     Atualiza valor disponível  $V \leftarrow V (q PA_i - \varepsilon)$ 
6:     Atualiza stop-loss  $vs \leftarrow \delta V$ 
7:     Atualiza quantidade de ações  $q \leftarrow 0$ 
8:     carteiraCheia  $\leftarrow falso$ 
9:   else
10:    if not carteiraCheia and comprar then {Sinal dos indicadores}
11:      Atualiza quantidade de ações  $q \leftarrow \frac{V - \varepsilon}{PA_i}$ 
12:      Atualiza valor de compra  $vc \leftarrow V PA_i + \varepsilon$ 
13:      Atualiza valor disponível  $V \leftarrow V - (q PA_i + \varepsilon)$ 
14:      carteiraCheia  $\leftarrow verdadeiro$ 
15:    else
16:      if carteiraCheia and vender then {Sinal dos indicadores}
17:        Atualiza valor disponível  $V \leftarrow V (q PA_i - \varepsilon)$ 
18:        Atualiza stop-loss  $vs \leftarrow \delta V$ 
19:        Atualiza quantidade de ações  $q \leftarrow 0$ 
20:        carteiraCheia  $\leftarrow falso$ 
21:      end if
22:    end if
23:  end if
24: end for
25: if carteiraCheia then {Ações remanescentes}
26:   Atualiza valor disponível  $V \leftarrow V (q PA_i - \varepsilon)$ 
27: end if
28: Retorna  $V$ 

```

Primeiramente, o valor de *stop-loss* é inicializado (linha 2), onde V é um parâmetro de entrada correspondente ao valor disponível para compra, e δ é o parâmetro de entrada porcentagem de *stop-loss*.

O ciclo principal representa as etapas que são realizadas para o dia i até o tamanho da amostra m (linhas 3-24). Na linha 4 é verificada a condição do gerenciamento de risco. Se o investidor estiver no estado comprado (*carteira cheia*) e o valor atual das ações em carteira $q PA_i$ (q é a quantidade de ações e PA_i é o preço de abertura no dia i) for menor que a diferença entre o valor de compra vc e o valor de *stop-loss* vs , significa que o mercado atingiu o valor de

stop-loss, sendo necessário executar a ordem de venda para proteger o capital (linhas 5-8).

Se os indicadores indicarem sinal de compra e o investidor está no estado vendido (carteira vazia), é realizada a compra das ações (linha 11). Na linha 12 é atualizado o valor de compra vc para ser utilizado no dia $i + 1$ no gerenciamento de risco (linha 4). Na linha 13 é atualizado o valor disponível V , e na linha 14 é atualizado o estado do investidor para carteira cheia igual a verdadeiro.

Na linha 16 é verificada a condição se o investidor está no estado comprado (carteira cheia) e os indicadores indicam vender. Se a condição for falsa, o algoritmo continua o processo para o dia seguinte $i + 1$ sem realizar compra ou venda (não operar). Se a condição for verdadeira, é realizada a venda das ações, atualizando o valor disponível na linha 17, atualizando o valor do *stop-loss* (linha 18), atualizando a quantidade de ações para zero (todas as ações foram vendidas) (linha 19) e alterando o estado do investidor para carteira cheia igual a falso.

Após o período da amostra m , se existirem ações na carteira (linha 25) elas são vendidas e atualizado o valor disponível V (linha 26). Na linha 28, é retornado o valor de *fitness* que representa o lucro obtido pelo indivíduo que está sendo avaliado.

A Figura 9 resume a estratégia de compra e venda do BA e AG. Se a posição corrente é “Carteira cheia” e a regra do algoritmo sinaliza venda, a posição corrente se transforma “Carteira vazia”. Se a posição corrente é “Carteira vazia”, e a regra do algoritmo sinaliza compra, a posição corrente se transforma novamente em “Carteira cheia”. Nos outros quatro casos, o estado corrente é preservado.

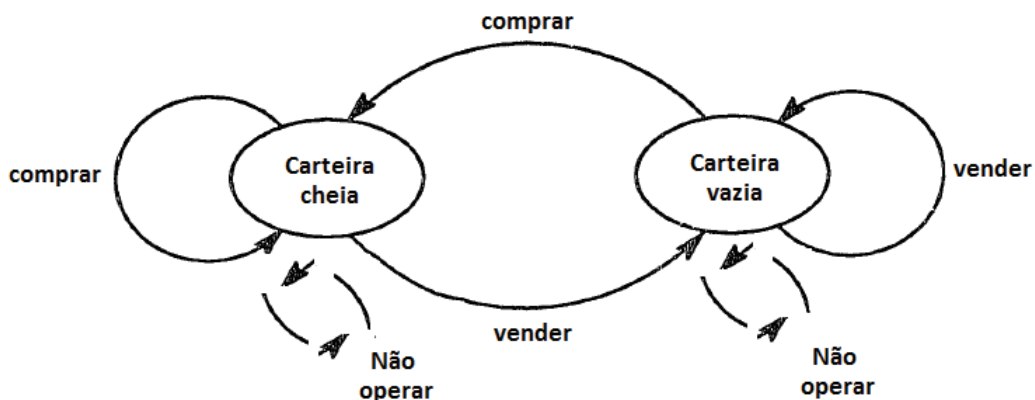


Figura 9: Estratégia de compra e venda do BA e AG

3.1.7 BUSCA EXAUSTIVA

Será realizada uma busca exaustiva para determinar os valores ótimos dos parâmetros dos indicadores técnicos, quando considerados individualmente com critério de compra e venda. Este valores serão comparados com aqueles sugeridos na literatura e também com o B&H. A Tabela 5 mostra os valores padrões da literatura e a faixa de valores com a variação em relação ao valor padrão que será utilizada na busca exaustiva. A variação dos valores foi escolhida arbitrariamente, levando em conta que, se utilizar uma faixa muito grande, a busca exaustiva se tornará computacionalmente inviável. Para os parâmetros com domínio contínuo, serão utilizados dados discretos e posteriormente aplicados a precisão de duas casas decimas.

Tabela 5: Ajuste dos parâmetros dos indicadores separadamente

EST							
Parâmetros padrão				Busca exaustiva			
n_1	n_2	Máx.	Min.	n_1	n_2	Máx.	Min.
5	3	80,00	20,00	{5...7}	{3...5}	{70,00; 70,01...89,99; 90,00}	{10,00; 10,01...29,99; 30,00}

IFR				
Parâmetros padrão			Busca exaustiva	
n	Máx.	Min.	n	Min.
14	70,00	30,00	{7...21}	{20,00; 20,01...39,99; 40,00}

MACD					
Parâmetros padrão			Busca exaustiva		
n_1	n_2	n_3	n_1	n_2	n_3
12	26	9	{6...14}	{6...21}	{6...21}

MD	
Parâmetros padrão	Busca exaustiva
n	n
14	{6...14}

ROC				
Parâmetros padrão			Busca exaustiva	
n	Max.	Min.	n	Min.
10	155,00	45,00	{6...15}	{35,00; 35,01...54,99; 55,00}

MM	
Parâmetros padrão	Busca exaustiva
n	n
21	{6...21}

CMM			
Parâmetros padrão		Busca exaustiva	
n_1	n_2	n_1	n_2
5	21	{6..21}	{6..21}

3.2 METODOLOGIA DE AVALIAÇÃO

Nesta seção será feita uma explicação da base de dados utilizada para avaliar os algoritmos, bem como as medidas de desempenho que serão utilizadas para avaliação.

3.2.1 DADOS DE TREINAMENTO E DE TESTES

Na Seção 2.3.3 deste trabalho foi mostrado que, em média, os autores utilizam 7 anos de dados históricos. Elton et al. (2010) não recomendam utilizar apenas períodos de alta ou baixa expressiva das cotações do mercado, pois os resultados seriam tendenciosos. Por exemplo, se fosse escolhido apenas o período entre agosto de 2002 e junho de 2008 em que o mercado de ações do Brasil teve uma expressiva alta, a estratégia de B&H seria privilegiada e os experimentos seriam tendenciosos. Se o período selecionado fosse de junho a agosto de 2008, a estratégia de não operar (B&H) seria prejudicada, pois o mercado teve uma forte baixa neste período.

Foi realizada uma busca nos dados históricos da BMF&Bovespa do comportamento das ações que incluísse 7 anos de diversas tendências. Isto levou à seleção dos anos 2006-2012 mostrados na Tabela 6.

Tabela 6: Comportamento do mercado para o período que será utilizado nos experimentos

Ano	Comportamento do mercado
2006	Tendência de baixa, alta e sem tendência
2007	Tendência de baixa, alta e sem tendência
2008	Tendência de baixa, alta e sem tendência
2009	Tendência de alta
2010	Sem tendência
2011	Tendência de baixa
2012	Tendência de baixa, alta e sem tendência

Portanto, neste trabalho serão utilizados dados históricos iniciados no primeiro dia de janeiro de 2006 até o último dia de 2012, pois assim serão testados períodos de alta e baixa, não privilegiando nem a estratégia de B&H nem as dos algoritmos deste trabalho. A partir disto, foram recuperados os dados das ações que serão utilizadas nos experimentos.

Atualmente a BM&FBovespa possui 524 ações cadastradas. A amostra de dados será constituída de cotações diárias de 92 ações, cujos dados do período 01/01/2006 a 31/12/2012 estão disponíveis ². As ações são de setores econômicos diferentes, portanto o comportamento dos algoritmos não será tendencioso a um nicho de mercado. A Tabela 7 mostra a lista completa de ações que serão utilizadas nos experimentos. Cada cotação é constituída pela data do pregão, preços de abertura, fechamento, máximo e mínimo, além do volume financeiro deste pregão. Estas seis informações são a base para cada equação dos indicadores. Não há a necessidade de se ajustar a inflação do período, pois ela afeta igualmente todas as estratégias deste trabalho, não influenciando o resultado final.

²<http://www.bmfbovespa.com.br/>

Tabela 7: Ações utilizadas nos experimentos

Setor Econômico	Empresa	Ação	Setor Econômico	Empresa	Ação
Bens Industriais	CONTAX	CTAX4	Índice	DJIA	DJIA
Bens Industriais	EMBRAER	EMBR3	Índice	FTSE100	FTSE100
Bens Industriais	FORJA TAURUS	FJTA4	Índice	HSENG	HSENG
Bens Industriais	FRAS-LE	FRAS4	Índice	IBVSP	IBVSP
Bens Industriais	INEPAR	INEP4	Índice	NASDAQ	NASDAQ
Bens Industriais	KEPLER WEBER	KEPL3	Índice	NIKKEI	NIKKEI
Bens Industriais	MARCOPOLO	POMO4	Índice	SP500	SP500
Bens Industriais	METAL LEVE	LEVE3	Materiais Básicos	BRASKEM	BRKM5
Bens Industriais	PLASCAR PART	PLAS3	Materiais Básicos	DURATEX	DTEX3
Bens Industriais	RANDON PART	RAPT4	Materiais Básicos	FERBASA	FESA4
Bens Industriais	RECRUSUL	RCSL4	Materiais Básicos	FIBRIA	FIBR3
Construção e Transporte	ALL AMER LAT	ALL3	Materiais Básicos	GERDAU	GGBR4
Construção e Transporte	CCR SA	CCRO3	Materiais Básicos	GERDAU MET	GOAU4
Construção e Transporte	CYRELA REALT	CYRE3	Materiais Básicos	KLABIN S/A	KLBN4
Construção e Transporte	ETERNIT	ETER3	Materiais Básicos	M G POLIEST	RHDS3
Construção e Transporte	GOL	GOLL4	Materiais Básicos	MANGELS INDL	MGEL4
Construção e Transporte	PORTOBELLO	PTBL3	Materiais Básicos	PARANAPANEMA	PMAM3
Construção e Transporte	ROSSI RESID	RSID3	Materiais Básicos	SID NACIONAL	CSNA3
Consumo Cíclico	ALPARGATAS	ALPA4	Materiais Básicos	SUZANO PAPEL	SUZB5
Consumo Cíclico	B2W DIGITAL	BTOW3	Materiais Básicos	UNIPAR	UNIP6
Consumo Cíclico	COTEMINAS	CTNM4	Materiais Básicos	USIMINAS	USIM5
Consumo Cíclico	ESTRELA	ESTR4	Materiais Básicos	VALE	VALE5
Consumo Cíclico	GRENDENE	GRND3	Petróleo, Gás e Biocombustíveis	PETROBRAS	PETR4
Consumo Cíclico	GUARARAPES	GUAR3	Tecnologia da Informação	IDEIASNET	IDNT3
Consumo Cíclico	LOCALIZA	RENT3	Tecnologia da Informação	TELEBRAS	TELB3
Consumo Cíclico	LOJAS AMERIC	LAME3	Telecomunicações	EMBRATEL PAR	EBTP4
Consumo Cíclico	MUNDIAL	MNDL3	Telecomunicações	OI	OIBR3
Consumo Cíclico	NET	NETC4	Telecomunicações	TELEF BRASIL	VIVT3
Consumo Cíclico	P.ACUCAR-CBD	PCAR4	Telecomunicações	TIM PART S/A	TIMP3
Consumo Cíclico	PETTENATI	PTNT4	Utilidade Pública	AES TIETE	GETI3
Consumo Cíclico	TEKA	TEKA4	Utilidade Pública	CEMIG	CMIG3
Consumo não Cíclico	AMBEV	AMBV3	Utilidade Pública	CESP	CESP6
Consumo não Cíclico	BOMBRIL	BOBR4	Utilidade Pública	COELCE	COCE5
Consumo não Cíclico	BRF SA	BRFS3	Utilidade Pública	COMGAS	CGAS5
Consumo não Cíclico	CO SAN	CSAN3	Utilidade Pública	COPEL	CPLE3
Consumo não Cíclico	DASA	DASA3	Utilidade Pública	CPFL ENERGIA	CPFE3
Consumo não Cíclico	NATURA	NATU3	Utilidade Pública	ELETROBRAS	ELET6
Consumo não Cíclico	RENAR	RNAR3	Utilidade Pública	EMAE	EMAE4
Consumo não Cíclico	SOUZA CRUZ	CRUZ3	Utilidade Pública	ENERGIAS BR	ENBR3
Financeiro e Outros	BRADESCO	BBDC4	Utilidade Pública	LIGHT S/A	LIGT3
Financeiro e Outros	BRADESPAR	BRAP3	Utilidade Pública	SABESP	SBSP3
Financeiro e Outros	BRASIL	BBAS3	Utilidade Pública	SANEPAR	SAPR4
Financeiro e Outros	ITAUSA	ITSA4	Utilidade Pública	TRACTEBEL	TBLE3
Financeiro e Outros	ITAUUNIBANCO	ITUB4	Utilidade Pública	TRAN PAULIST	TRPL4
Financeiro e Outros	SAO CARLOS	SCAR3			
Financeiro e Outros	ULTRAPAR	UGPA3			
Financeiro e Outros	AMAZONIA	BAZA3			
Financeiro e Outros	PORTO SEGURO	PSSA3			

3.2.2 AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO

A avaliação dos algoritmos será realizada utilizando o lucro obtido através da função de *fitness*. Os algoritmos serão comparados entre si e com a medida de desempenho B&H. Segundo Chen et al. (2007), o B&H é a medida de desempenho mais utilizada para o problema de projeção do preço de ações. Na Seção 2.3.4 deste trabalho foi mostrado que 85,71% dos autores utilizaram o B&H. Atsalakis e Valavanis (2009) examinaram mais de 100 artigos publicados que se concentram em técnicas de computação aplicada na projeção do preço de ações na bolsa de valores, e o B&H foi utilizado pela maioria dos autores.

3.2.3 VALIDAÇÃO CRUZADA

O que se busca com as execuções dos experimentos é uma solução que apresente bons resultados em qualquer situação do mercado de ações. Para isso, a validação cruzada foi adotada. O maior benefício da validação cruzada é verificar se a otimização realizada no período de treinamento se comportará de forma semelhante com dados reais no futuro. Segundo Pardo (1992), a validação cruzada é a simulação mais realista para o mercado de ações. A Tabela 8 mostra como serão conduzidos os experimentos.

A validação cruzada é um processo de duas partes. A primeira consiste em realizar a otimização no período de treinamento. A segunda parte consiste em selecionar o melhor modelo encontrado na parte anterior e executar no período de teste. Kirkpatrick e Dahlquist (2011) sugerem utilizar de 20% a 30% do período de treinamento para o período teste. Após as duas partes, a janela de tempo é deslocada e se repetem as duas partes anteriores para as 5 etapas. No final é possível obter a melhor solução encontrada pelos algoritmos, bem como a média do lucro e desvio padrão em todos os períodos de teste.

Tabela 8: Validação cruzada realizada nos experimentos

Etapa	Período						
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
1	Treinamento	Treinamento	Treinamento	Teste	Teste	Teste	Teste
2	Teste	Treinamento	Treinamento	Treinamento	Teste	Teste	Teste
3	Teste	Teste	Treinamento	Treinamento	Treinamento	Teste	Teste
4	Teste	Teste	Teste	Treinamento	Treinamento	Treinamento	Teste
5	Teste	Teste	Teste	Teste	Treinamento	Treinamento	Treinamento

Se os experimentos não fossem realizados com a validação cruzada utilizando período de treinamento e teste, provavelmente ocorreria *overfitting* (PAUKSTE; RAUDYS, 2013) no período de treinamento, ou seja, excelentes resultados no período de treinamento e resultados ruins de teste.

Para cada etapa a fase de treinamento será executada 100 vezes de forma independente.

O melhor indivíduo de cada rodada será testado no período de teste e desta forma obtido a média do lucro e desvio padrão para esta rodada. Este processo se repete até completar as cinco etapas para cada estratégia de cada algoritmo e para cada uma das 92 ações.

3.2.4 ANÁLISE ESTATÍSTICA

Para realizar a análise estatística, será considerado quais ações apresentaram diferença significativa no desempenho quando comparados os métodos: BA x AG, AG x B&H e BA x B&H.

Primeiramente é necessário saber se os dados seguem uma distribuição normal. Para isso, serão realizados dois testes de normalidade para aumentar a confiabilidade dos resultados. O primeiro é o teste de Kolmogorov-Smirnov (MORETTIN, 2012) e o segundo é o teste de Shapiro-Wilk (SIEGEL; CASTELLAN, 2006). Todos os testes estatísticos serão realizados com um nível de confiança de 95%. Portanto, para que os dados tenham uma distribuição de probabilidade normal, é necessário que o p-valor seja maior do que 0,05 (5%) (MONTGOMERY; RUNGER, 2012; LARSON; FARBER, 2010). Quando os dados não seguem uma distribuição de probabilidade normal deve-se fazer um teste não-paramétrico.

Todos os procedimentos básicos de estatística, teste t de *Student*, a análise de variância (ANOVA), entre outros, dependem fortemente da suposição de que os dados da amostra (ou as estatísticas suficientes) estejam distribuídos de acordo com uma distribuição específica. Mas, para cada teste clássico, existe uma alternativa não-paramétrica. Se os dados dos experimentos não seguirem uma distribuição de probabilidade normal, será utilizado o teste não-paramétrico dos Postos com Sinais de Wilcoxon.

O teste dos Postos com Sinais de Wilcoxon substitui o t de *Student* para amostras pareadas quando os dados não satisfazem as exigências do teste t de *Student*. O objetivo do teste dos sinais de Wilcoxon é comparar o desempenho de cada sujeito no sentido de verificar se existem diferenças significativas. Para que exista diferença significativa com um nível de confiança de 95%, o p-valor deve ser menor do que 0,05 (5%).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo serão detalhados os resultados obtidos com a metodologia proposta. Primeiro, serão mostrados na Seção 4.1 os experimentos preliminares utilizando a busca exaustiva. Posteriormente, na Seção 4.2, serão apresentados os experimentos com os algoritmos meta-heurísticos.

Todos os experimentos reportados neste trabalho foram realizados em um *cluster* de computadores. Cada computador com processador Core 2 Quad com 2,8 GHz e 2 GB de RAM, sobre uma instalação mínima do Linux.

4.1 EXPERIMENTOS PRELIMINARES

O experimento preliminar realizado teve como objetivo analisar o desempenho isolado dos indicadores e comparar com os valores sugeridos pelos autores e B&H. Para isto, a busca exaustiva foi aplicada para as ações GGBR4, ITUB4, PETR4 e VALE5 selecionadas por amostragem. A validação cruzada apenas para este experimento foi realizada de forma diferente aos experimentos do AG e BA devido ao escopo inicial deste trabalho. Foi utilizado a validação cruzada com 1 período de teste e com 4 etapas, conforme mostrado na Tabela 9.

Tabela 9: Validação cruzada realizada nos experimentos para a busca exaustiva

Etapa	Período						
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
1	Treinamento	Treinamento	Treinamento	Teste			
2		Treinamento	Treinamento	Treinamento	Teste		
3			Treinamento	Treinamento	Treinamento	Teste	
4				Treinamento	Treinamento	Treinamento	Teste

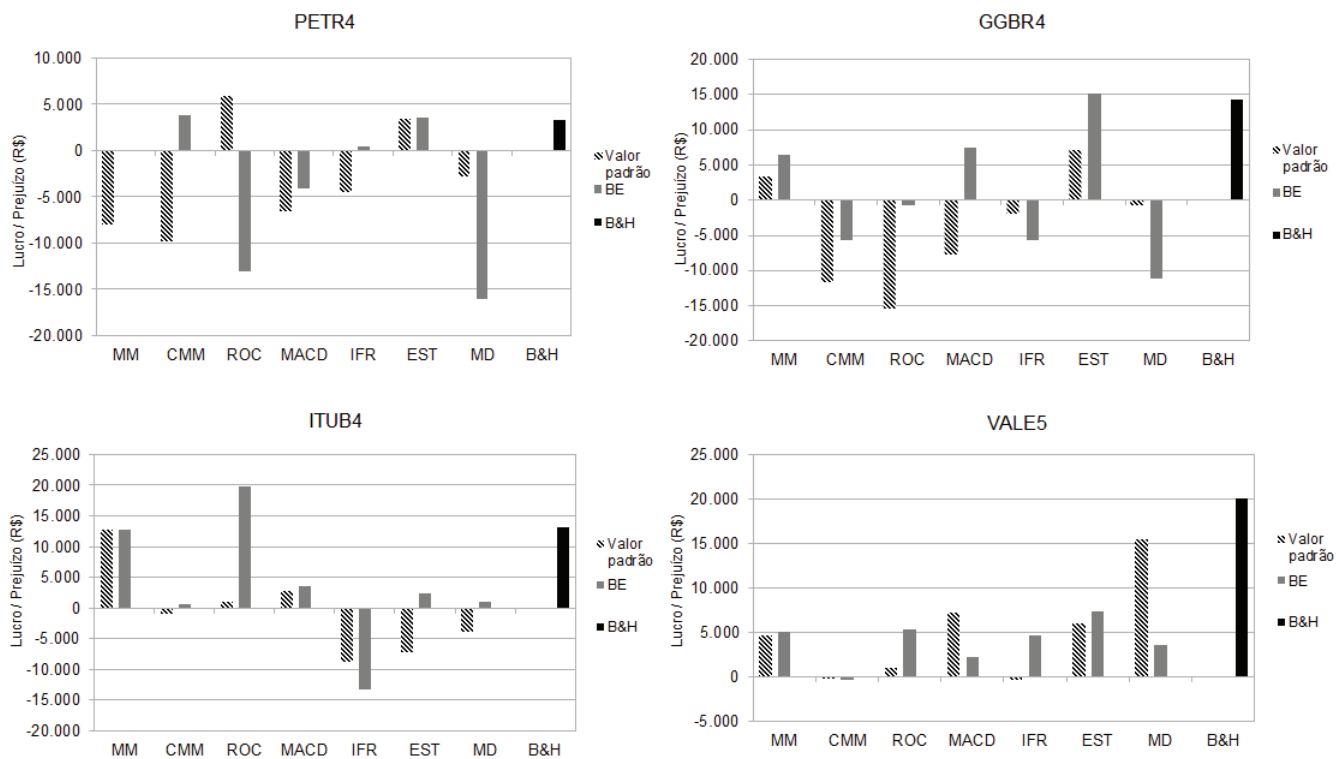
A Tabela 10 mostra a quantidade de experimentos realizados utilizando a busca exaustiva. As combinações foram realizadas com base na Tabela 5 da Seção 3.1.7.

A Figura 10 mostra o resultado da busca exaustiva. Os valores dos parâmetros dos indicadores encontrados pela busca exaustiva obtiveram um lucro superior aos valores padrões

Tabela 10: Quantidade de experimentos realizados utilizando a busca exaustiva

Indicador	Combinações
MM	15
CMM	75
ROC	36.000.000
MACD	1.800
IFR	56.000.000
EST	16.000.000
MD	8
Total para uma etapa	108.001.898
Total para quatro etapas	432.007.592
Total para quatro ações	1.728.030.368

dos autores, para 64,28% dos indicadores.

**Figura 10: Resultado da busca exaustiva**

Com o resultados dos experimentos da busca exaustiva, onde apenas 8,92% dos indicadores obtiveram lucro acima do B&H, é evidenciado que os indicadores não apresentam bom desempenho quando utilizados isoladamente.

4.2 EXPERIMENTOS COM AG E BA

A seguir, serão apresentados os resultados obtidos para as 92 ações, com o AG e BA utilizando a estratégia do tipo maioria e peso, comparando todos com o B&H.

Os algoritmos AG e BA possuem como parâmetro comum de entrada um valor disponível para compra inicial de R\$ 100.000,00. A Tabela 11 mostra os parâmetros específicos de cada algoritmo. Para o AG foram utilizados os valores sugeridos por (HOLLAND, 1975; GOLDBERG, 1989), e para o BA os parâmetros utilizados foram os sugeridos por (CORDEIRO et al., 2012).

Tabela 11: Parâmetros do AG e BA utilizados nos experimentos

Parâmetro	AG	BA
População	200	200
Gerações	1.000	1.000
Mutação	0,05%	-
<i>Crossover</i>	80%	-
Método seleção	Torneio 5%	-
α	-	0,50
λ	-	0,10

Para ambos os algoritmos utilizados neste trabalho e para ambas as estratégias maioria e peso, cada experimento foi executado 100 vezes com sementes aleatórias diferentes. O melhor indivíduo de cada execução encontrado no período de treinamento (3 anos de periodicidade) foi testado no período de teste (4 anos de periodicidade). Este processo foi repetido para as cinco etapas da validação cruzada (ver Seção 3.2.3). No final de todas as etapas foi encontrada a média, desvio padrão e o melhor indivíduo. No total foram realizados 184.000 experimentos. A Tabela 12 sintetiza a quantidade de experimentos realizados com o AG e BA.

Tabela 12: Quantidade de experimentos realizados com AG e BA

Descrição	Quantidade
Número de rodadas	100
Número de etapas da validação cruzada	5
Algoritmo	2
Estratégia	2
Ações	92
Produto total	184.000
Tempo médio de execução para uma ação	15:55 horas

Seguindo a metodologia mostrada na Seção 3.2.4 as tabelas 25 a 30 do Apêndice B, sintetizam os experimentos da Tabela 12, mostrando os resultados consolidados da validação cruzada.

A Tabela 13 mostra o resultado do lucro obtido no período de teste da melhor estratégia do AG em relação ao B&H. A tabela foi dividida arbitrariamente por faixa de desempenho para melhor visualização para quais ações os algoritmos se comportaram melhor. Para 64,13% das

ações, a melhor estratégia do AG apresentou lucro superior a 25% em relação ao B&H. Para 51,08% das ações o lucro foi superior a 50%. Para 35,87% das ações o lucro foi superior a 75% e para 22,83% das ações a melhor estratégia do AG teve desempenho inferior ao B&H. Os resultados significativos mostrados na tabela serão mostradas em detalhes na Seção 4.2.1.

Tabela 13: Lucro obtido pelo AG no período de testes da validação cruzada

Faixa	Lucro em relação ao B&H	Quantidade	Ação					
1	Lucro > 75%	33	CTNM4	MNDL3	ESTR4	RHDS3	BAZA3*	NIKKEI*
			KEPL3	GOLL4	CESP6*	CYRE3	BTOW3	DJIA
			BRKM5	FTSE100	SP500	GGBR4	ELET6	EMBR3
			UNIP6*	LIGT3	BBDC4	TEKA4	RSID3*	HSENG
			NETC4	NASDAQ	TELB3	PTNT4	EBTP4	ITUB4
			RAPT4	TIMP3	ITSA4*			
2	50% < Lucro <= 75%	14	ALLL3*	PMAM3	ENBR3	SUZB5	GUAR3	USIM5
			VALE5	GOAU4	DASA3	BOBR4	CSAN3	PETRA*
			BRFS3	CSNA3				
3	25% < Lucro <= 50%	12	KLBN4	RENT3	RCSL4	RNAR3*	CPFE3	IDNT3
			BRAP3	TBLE3	TRPL4	FESA4	FIBR3	IBVSP
4	0% < Lucro <= 25%	12	BBAS3	PCAR4	SCAR3	VIVT3	DTEX3	CPLE3
			EMAE4	GETI3	PSSA3	INEP4	CCRO3	LAME3
5	-25% < Lucro <= 0%	12	ALPA4	CGAS5	LEVE3	CMIG3	OIBR3	NATU3
			PLAS3	FJTA4	PTBL3	COCE5	UGPA3	CTAX4
6	-50% < Lucro <= -25%	9	POMO4	CRUZ3	MGEL4	GRND3	AMBV3	SAPR4
			FRAS4	ETER3	SBSP3			

* Resultado não é significativo

A Tabela 14 mostra o resultado do lucro obtido no período de teste da melhor estratégia do BA em relação ao B&H. Para 78,26% das ações, a melhor estratégia do BA apresentou lucro superior a 25% em relação ao B&H. Para 67,39% das ações o lucro foi superior a 50%. Para 56,52% das ações o lucro foi superior a 75% e para 8,70% das ações a melhor estratégia do BA teve desempenho inferior ao B&H.

Tabela 14: Lucro obtido pelo BA no período de testes da validação cruzada

Faixa	Lucro em relação ao B&H	Quantidade	Ação					
1	Lucro > 75%	52	CTNM4	RHDS3*	MNDL3	ESTR4	GOLL4*	NIKKEI*
			KEPL3	CYRE3	CESP6*	GGBR4	BAZA3*	DJIA*
			UNIP6*	BTOW3	LIGT3	BRKM5	SCAR3	PTNT4
			EBTP4	FIBR3	PETRA*	HSENG	ITUB4*	RSID3*
			ITSA4*	TEKA4	BRFS3	PTBL3	IBVSP	DASA3
			TELB3	INEP4	SUZB5	NATU3	BOBR4	ALLL3*
			NASDAQ	TIMP3	EMBR3	BBDC4	PMAM3	VALE5
			CSNA3	RAPT4	EMAE4	FTSE100*	ELET6	SP500
			ENBR3	NETC4	RCSL4	GUAR3		
			CSAN3	FESA4	USIM5	CPLE3	PSSA3	BBAS3
			RENT3	RNAR3*	BRAP3	GOAU4		
			TRPL4	TBLE3	IDNT3	COCE5		
			VIVT3	DTEX3	CTAX4	ETER3	LEVE3	CCRO3
CMIG3	FJTA4	OIBR3	PLAS3	FRAS4	UGPA3			
5	-25% < Lucro <= 0%	8	CGAS5	MGEL4	SBSP3	SAPR4	CRUZ3	POMO4
			GRND3	AMBV3				

* Resultado não é significativo

A Tabela 15 mostra o resultado do lucro obtido no período de teste da melhor estratégia de cada algoritmo em relação ao B&H separado por setor econômico. A tabela mostra a quantidade de ações para cada faixa e o percentual das mesmas. É observado que

o setor econômico não interfere no resultado dos algoritmos, com exceção dos índices. Para o BA, os 7 índices utilizados nos experimentos obtiveram lucro superior a 75% em relação ao B&H. Para o AG, 6 dos 7 índices obtiveram lucro superior a 75% em relação ao B&H. Os índices são formados por conjunto de ações, refletindo o preço médio de várias ações em um determinado momento. Com isso, os índices se comportam de maneira diferente das ações, apresentando grande volatilidade ao longo do tempo, e conseqüentemente, vários pontos de compra/venda para os algoritmos, ao contrário de algumas ações que apresentam baixa volatilidade diminuindo o desempenho dos algoritmos, que será mostrado mais adiante neste capítulo.

Tabela 15: Lucro por setor econômico da melhor estratégia de cada algoritmo

Faixa	Setor econômico					
	Bens Industriais		Construção e Transporte		Consumo Cíclico	
	AG	BA	AG	BA	AG	BA
1	3 (27,27%)	5 (45,45%)	3 (42,86%)	5 (71,43%)	7 (53,85%)	8 (61,54%)
2	1 (9,09%)	0 (0%)	1 (14,29%)	0 (0%)	1 (7,69%)	1 (7,69%)
3	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)	1 (7,69%)	3 (23,08%)
4	1 (9,09%)	5 (45,45%)	1 (14,29%)	2 (28,57%)	2 (15,38%)	0 (0%)
5	6 (54,55%)	1 (9,09%)	2 (28,57%)	0 (0%)	2 (15,38%)	1 (7,69%)
Total de ações	11	11	7	7	13	13
Faixa	Materiais Básicos		Petróleo, Gás e Biocombustíveis		Tecnologia da Informação	
	AG	BA	AG	BA	AG	BA
	1	4 (26,67%)	9 (60,00%)	0 (0%)	1 (100,00%)	1 (50,00%)
2	6 (40,00%)	3 (20,00%)	1 (100,00%)	0,00	0,00	0,00
3	3 (20,00%)	1 (6,67%)	0 (0%)	0 (0%)	1 (50,00%)	1 (50,00%)
4	1 (6,67%)	1 (6,67%)	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)
5	1 (6,67%)	1 (6,67%)	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)
Total de ações	15	15	1	1	2	2
Faixa	Índice		Telecomunicações		Utilidade Pública	
	AG	BA	AG	BA	AG	BA
	1	6 (85,71%)	7 (100,00%)	2 (50,00%)	2 (50,00%)	3 (20,00%)
2	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)	1 (6,67%)	1 (6,67%)
3	1 (14,29%)	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)	3 (20,00%)	4 (26,67%)
4	0 (0%)	0 (0%)	1 (25,00%)	2 (50,00%)	3 (20,00%)	2 (13,33%)
5	0 (0%)	0 (0%)	1 (25,00%)	0 (0%)	5 (33,33%)	3 (20,00%)
Total de ações	7	7	4	4	15	15
Faixa	Consumo não Cíclico		Financeiro e Outros			
	AG	BA	AG	BA		
	1	0 (0%)	4 (50,00%)	4 (44,44%)	5 (55,56%)	
2	4 (50,00%)	2 (25,00%)	0 (0%)	3 (33,33%)		
3	1 (12,50%)	0 (0%)	1 (11,11%)	0 (0%)		
4	1 (12,50%)	0 (0%)	3 (33,33%)	1 (11,11%)		
5	2 (25,00%)	2 (25,00%)	1 (11,11%)	0 (0%)		
Total de ações	8	8	9	9		

Complementando as informações das Tabelas 13, 14 e 15, as Figuras 11 a 18 mostram as informações detalhadas para cada estratégia de cada algoritmo separado por faixa de lucro do AG. É possível identificar que o BA obteve para todos os grupos de ações média de lucro superior ao AG.

As Figuras 11 a 13 mostram os resultados para as ações da faixa 1. A média de lucro

acima do B&H obtida pelo AG foi 298,66%. O BA obteve 383,34% para este mesmo grupo de ações.

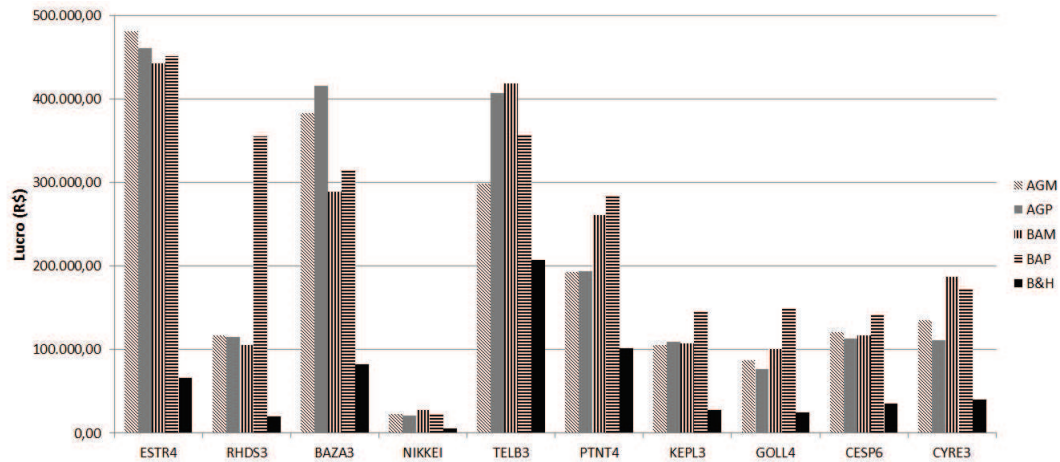


Figura 11: Resultado dos algoritmos para as ações com desempenho do melhor superior à 75% em relação ao B&H

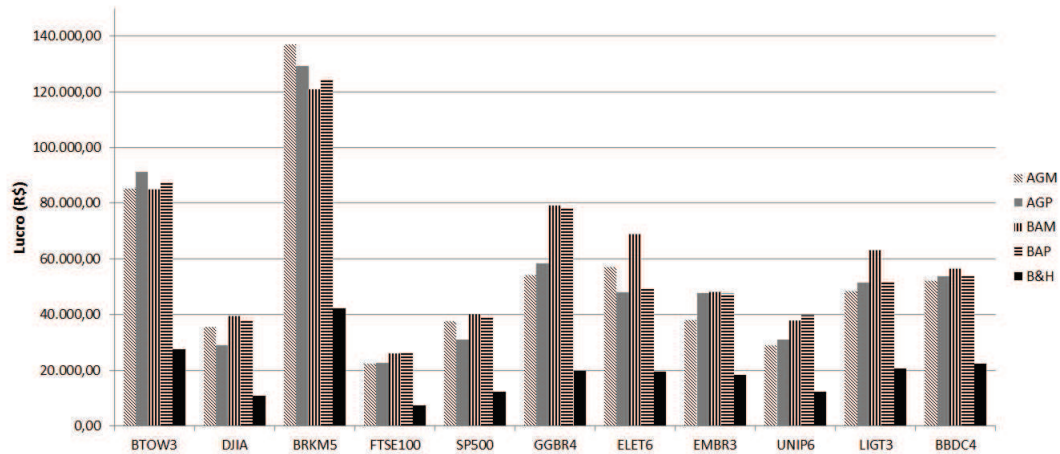


Figura 12: Resultado dos algoritmos para as ações com desempenho do melhor superior à 75% em relação ao B&H (Continuação)

A Figura 14 mostra os resultados para as ações da faixa 2. A média de lucro acima do B&H obtida pelo AG foi 61,37%. O BA obteve 100,79% para este mesmo grupo de ações.

A Figura 15 mostra os resultados para as ações da faixa 3. A média de lucro acima do B&H obtida pelo AG foi 37,12%. O BA obteve 66,44% para este mesmo grupo de ações.

A Figura 16 mostra os resultados para as ações da faixa 4. A média de lucro acima do B&H obtida pelo AG foi 9,80%. O BA obteve 61,91% para este mesmo grupo de ações.

As Figuras 17 a 18 mostram os resultados para as ações da faixa 5. A média de lucro acima do B&H obtida pelo AG foi -19,20%. O BA obteve 10,87% para este mesmo grupo de

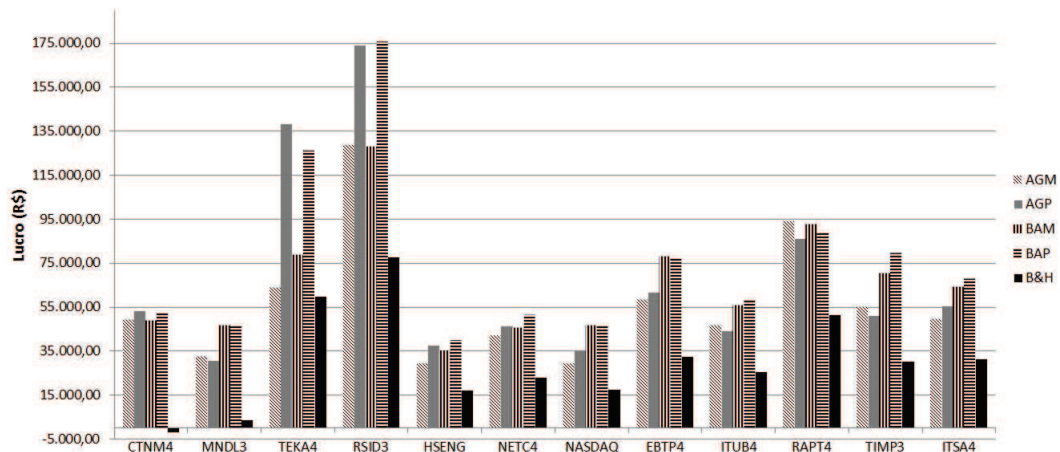


Figura 13: Resultado dos algoritmos para as ações com desempenho do melhor superior à 75% em relação ao B&H (Continuação)

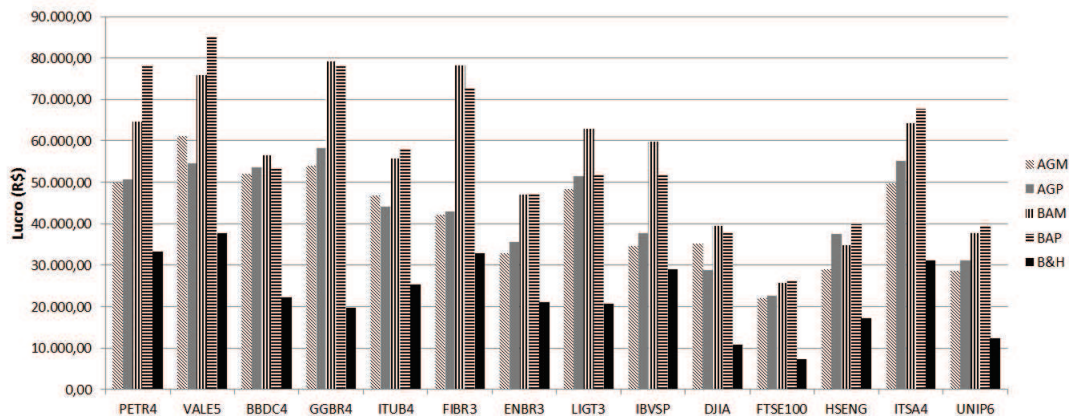


Figura 14: Resultado dos algoritmos para as ações com desempenho do melhor entre 50,01% e 75% em relação ao B&H

ações.

A Tabela 16 mostra qual estratégia de cada algoritmo obteve o melhor lucro no período de testes da validação cruzada. O BAP foi melhor para 60 das 92 ações, enquanto o BAM foi melhor para 32 ações. O AGP foi melhor para 57 ações das 92, enquanto o o AGM foi melhor para 35 ações.

A estratégia maioria apresentou resultados inferiores a estratégia peso por ser simples em relação a estratégia peso. Na estratégia maioria todos os indicadores possuem o mesmo “poder” de decisão da compra e venda. Pode haver um indicador que apresente melhor/pior desempenho para determinada ação, desta forma, a estratégia peso apresentará melhor resultado, pois irá ao longo das gerações dos algoritmos ajustar automaticamente a influência de cada indicador, diminuindo ou até eliminando o indicador da decisão de compra e venda.

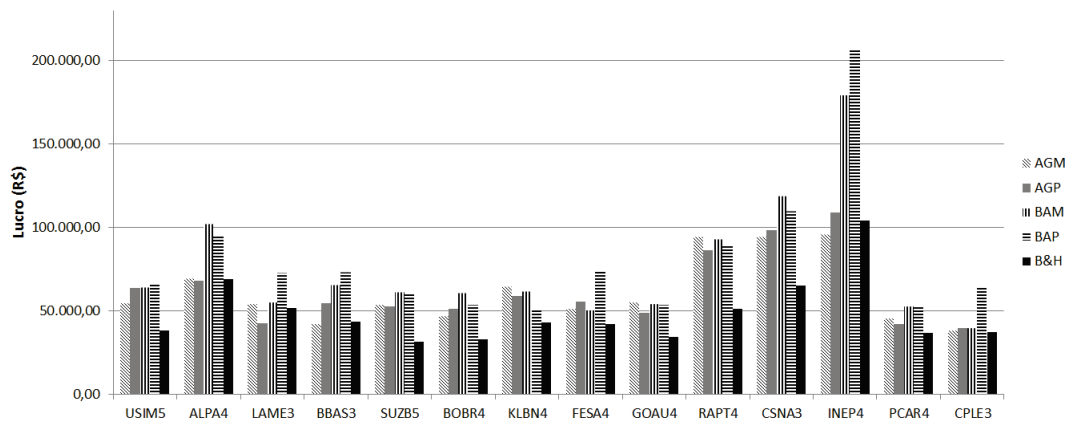


Figura 15: Resultado dos algoritmos para as ações com desempenho do melhor entre 25,01% e 50% em relação ao B&H

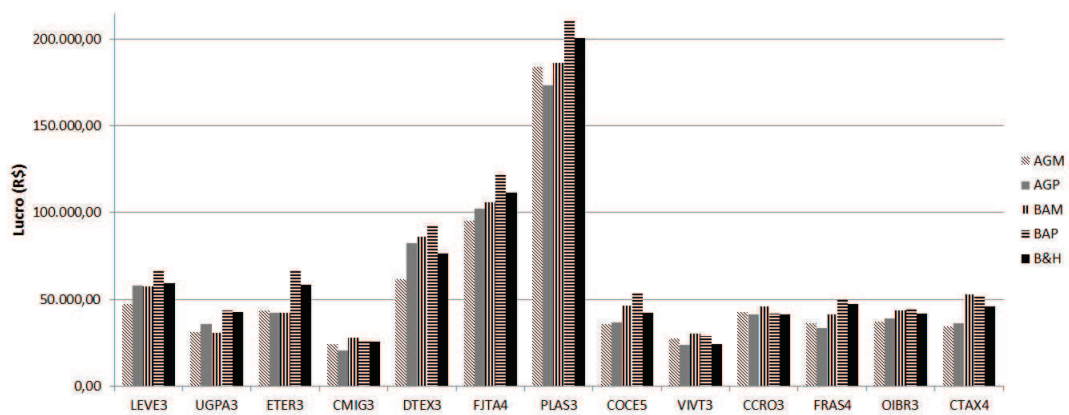


Figura 16: Resultado dos algoritmos para as ações com desempenho superior limitado à 25% em relação ao B&H

A Figura 19 mostra a curva de *fitness* do AG e BA para uma determinada ação (o comportamento para outras ações é semelhante). Uma característica dos resultados do AG, percebida durante os experimentos, é a capacidade de continuar melhorando a qualidade das soluções no final das 1.000 gerações. Isso ocorreu pelo fato do método de seleção escolhido, o torneio, possuir a característica de não realizar pressão seletiva tão agressiva na população como é o caso do método da roleta, conseguindo desta maneira manter indivíduos com baixo valor de *fitness*, porém com alguns genes bons. Ao contrário da curva de *fitness* do AG, a curva do BA convergiu antes e a derivada no final das 1.000 gerações é zero, mostrando que mais gerações não levarão a uma melhora significativa.

Embora o AG tenha sido melhor no período de treinamento mostrado na curva de *fitness*, o desempenho não foi refletido no período de teste mostrado na Figura 20, caracterizando a ocorrência de *overfitting*. Para ambas as estratégias o BA obteve desempenho superior ao AG. Tendo em vista que esta dissertação utiliza a versão canônica (*standard*) do AG,

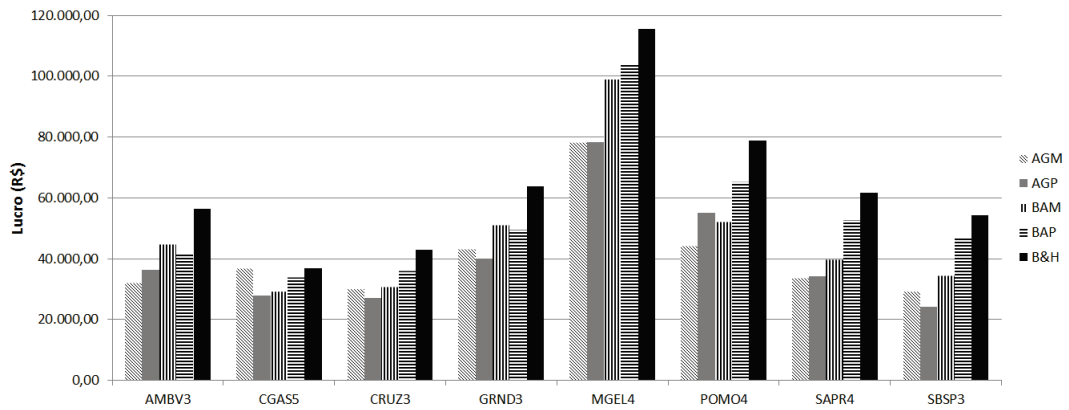


Figura 17: Resultado dos algoritmos para as ações com desempenho inferior ao B&H

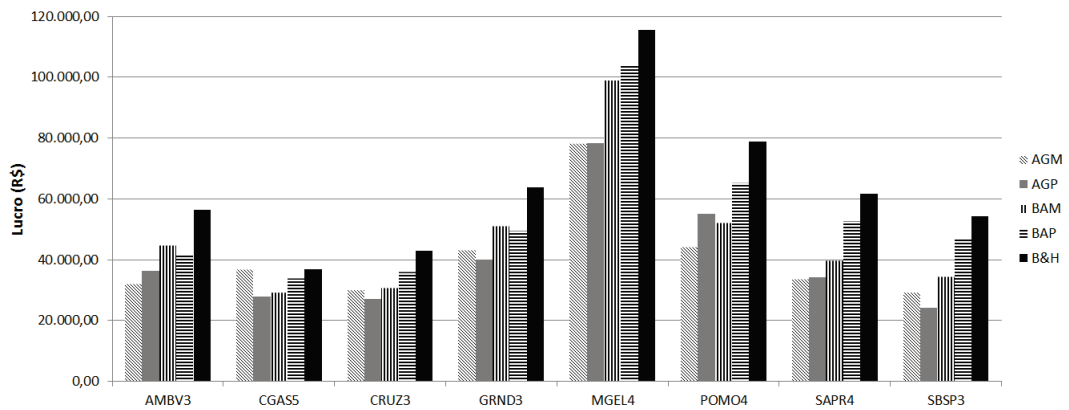


Figura 18: Resultado dos algoritmos para as ações com desempenho inferior ao B&H (Continuação)

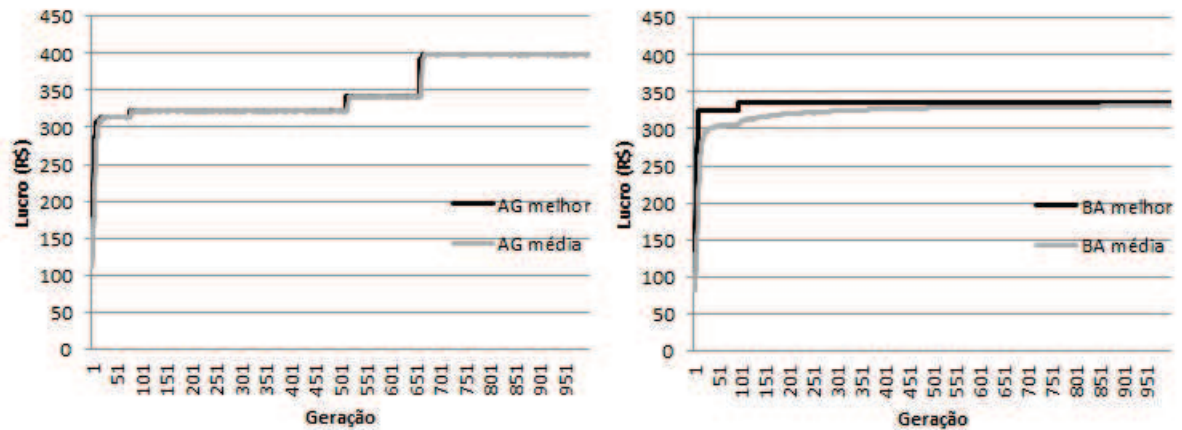


Figura 19: Curva de fitness do AG e BA (Lucro x1000)

é provável que melhores resultados possam ser obtidos por um ajuste fino dos seus parâmetros de controle, porém isto está fora do escopo desta dissertação. Outro fator que poderia contribuir para melhorar o desempenho do AG seria utilizar codificação com valores reais, em vez do

Tabela 16: Estratégia de cada algoritmo que obteve o maior lucro por ação no período de testes da validação cruzada

Ação	Melhor estratégia		Ação	Melhor estratégia	
	AG	BA		AG	BA
ALLL3	AGP	BAP	IDNT3	AGP	BAP
ALPA4	AGM	BAM	INEP4	AGP	BAP
AMBV3	AGP	BAM	ITSA4	AGP	BAP
BAZA3	AGP	BAP	ITUB4	AGM	BAP
BBAS3	AGP	BAP	KEPL3	AGP	BAP
BBDC4	AGP	BAM	KLBN4	AGM	BAM
BOBR4	AGP	BAM	LAME3	AGM	BAP
BRAP3	AGM	BAM	LEVE3	AGP	BAP
BRFS3	AGP	BAM	LIGT3	AGP	BAM
BRKM5	AGM	BAP	MGEL4	AGP	BAP
BTOW3	AGP	BAP	MNDL3	AGM	BAM
CCRO3	AGM	BAM	NASDAQ	AGP	BAM
CESP6	AGM	BAP	NATU3	AGP	BAP
CGAS5	AGM	BAP	NETC4	AGP	BAP
CMIG3	AGM	BAM	NIKKEI	AGM	BAM
COCE5	AGP	BAP	OIBR3	AGP	BAP
CPFE3	AGP	BAP	PCAR4	AGM	BAP
CPLE3	AGP	BAP	PETR4	AGP	BAP
CRUZ3	AGM	BAP	PLAS3	AGM	BAP
CSAN3	AGP	BAM	PMAM3	AGP	BAP
CSNA3	AGP	BAM	POMO4	AGP	BAP
CTAX4	AGP	BAM	PSSA3	AGP	BAP
CTNM4	AGP	BAP	PTBL3	AGP	BAP
CYRE3	AGM	BAM	PTNT4	AGP	BAP
DASA3	AGP	BAP	RAPT4	AGM	BAM
DJIA	AGM	BAM	RCSL4	AGM	BAM
DTEX3	AGP	BAP	RENT3	AGP	BAP
EBTP4	AGP	BAM	RHDS3	AGM	BAP
ELET6	AGM	BAM	RNAR3	AGP	BAP
EMAE4	AGP	BAP	RSID3	AGP	BAP
EMBR3	AGP	BAM	SAPR4	AGP	BAP
ENBR3	AGP	BAP	SBSP3	AGM	BAP
ESTR4	AGM	BAP	SCAR3	AGM	BAP
ETER3	AGM	BAP	SP500	AGM	BAM
FESA4	AGP	BAP	SUZB5	AGM	BAM
FIBR3	AGP	BAM	TBLE3	AGP	BAP
FJTA4	AGP	BAP	TEKA4	AGP	BAP
FRAS4	AGM	BAP	TELB3	AGP	BAM
FTSE100	AGP	BAP	TIMP3	AGM	BAP
GETI3	AGP	BAP	TRPL4	AGM	BAP
GGBR4	AGP	BAM	UGPA3	AGP	BAP
GOAU4	AGM	BAM	UNIP6	AGP	BAP
GOLL4	AGM	BAP	USIM5	AGP	BAP
GRND3	AGM	BAM	VALE5	AGM	BAP
GUAR3	AGP	BAP	VIVT3	AGM	BAM
HSENG	AGP	BAP			
IBVSP	AGP	BAM			

binário utilizado pelo Galopps.

Era esperado o desempenho satisfatório dos algoritmos apresentados neste trabalho para todas as ações. Porém, para algumas ações o desempenho foi abaixo do esperado. Diante deste comportamento diferenciado, foi realizada uma análise direcionada, a fim de identificar características semelhantes entre as mesmas para que justificasse o baixo desempenho dos algoritmos.

Para isso, os gráficos com o movimento dos preços das ações onde os algoritmos tiveram baixo desempenho foram recuperados. Foi possível identificar na Figura 21 que o

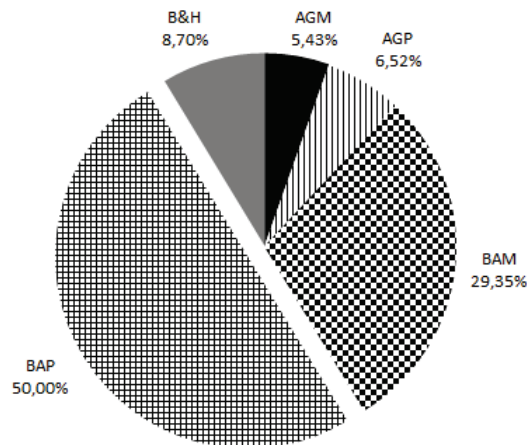


Figura 20: Percentual de ações com o melhor lucro obtido pelos algoritmos no período de testes da validação cruzada

comportamento dos preços é semelhante para as ações AMBV3, CRUZ3 e SAPR4 e diferente em relação às ações onde se obteve bom desempenho. Acompanhando a linha de tendência de alta, é possível verificar que os preços seguem um movimento único para estas ações, gerando poucos pontos de compra e venda pelos algoritmos. Na parte inferior da Figura 21, visualiza-se o comportamento de três ações com desempenho satisfatório (BBDC4, BTOW3 e CYRE3) com tendências de alta e baixa nos preços, gerando assim, vários pontos de compra e venda pelos algoritmos.

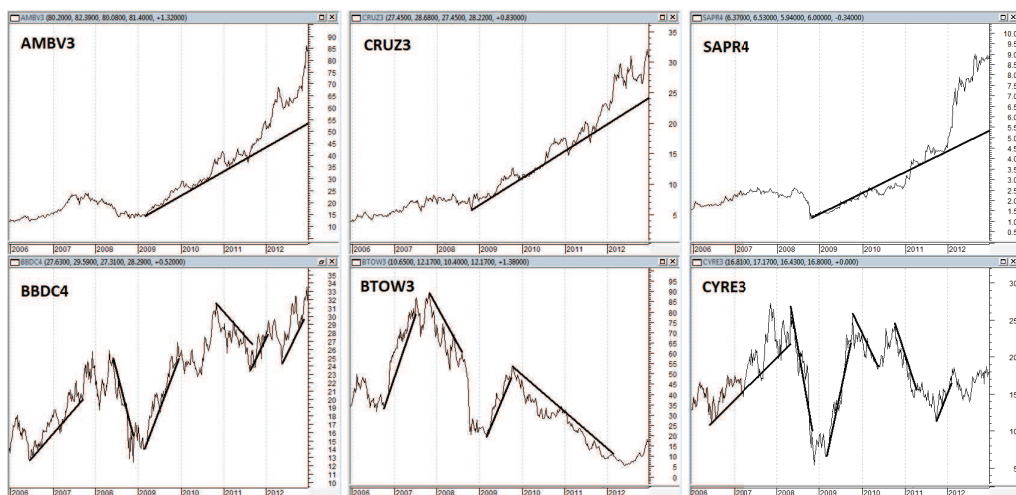


Figura 21: Gráfico dos preços das ações onde os algoritmos obtiveram baixo desempenho (gráficos superiores) e alto desempenho (gráficos inferiores)

De modo geral, os resultados demonstraram que os algoritmos aplicados com o modelo proposto neste trabalho são promissores para resolver o problema de projeção do preço de ações.

4.2.1 RESULTADOS ESTATÍSTICOS

Para a análise estatística, foram consideradas quais ações apresentaram diferença significativa no desempenho quando comparados os métodos: BA x AG, AG x B&H e BA x B&H. As Tabelas 19 à 24 do Apêndice A mostram os resultados dos testes de normalidade utilizando Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk. Cada linha da tabela representa os testes de normalidade que foram realizados com base nas 500 execuções dos períodos de teste. Foi utilizada a melhor estratégia de cada algoritmo.

É observado que as ações não seguem uma distribuição normal de probabilidade e isto impossibilitou que fosse realizado o teste t de *Student*. Portanto, foi realizado o teste não-paramétrico dos Postos com Sinais de Wilcoxon.

As Tabelas 17 e 18 mostram os resultados do teste dos Postos com Sinais de Wilcoxon. De acordo com os resultados, as médias entre a melhor estratégia (maioria ou peso) do BA e AG apresentaram diferença significativa em 56 dos 91 dos pares analisados. Para as médias entre AG e B&H, 83 dos 91 pares analisados apresentaram diferença significativa. E por último, para as médias entre BA e B&H, 78 dos 91 pares analisados apresentaram diferença significativa. O software utilizado para as análises estatísticas foi o IBM SPSS Statistics, versão 21.

Tabela 17: Diferença estatística entre os algoritmos e B&H

Ação	p-valor			Diferença Significativa		
	AG x BA	AG x B&H	BA x B&H	AG x BA	AG x B&H	BA x B&H
ALLL3	0,748	0,356	0,174	Não	Não	Não
ALPA4	0	0	0	Sim	Sim	Sim
AMBV3	0	0	0	Sim	Sim	Sim
BAZA3	0,056	0,37	0,58	Não	Não	Não
BBAS3	0,859	0	0	Não	Sim	Sim
BBDC4	0	0	0	Sim	Sim	Sim
BOBR4	0	0	0	Sim	Sim	Sim
BRAP3	0	0	0	Sim	Sim	Sim
BRFS3	0,325	0	0	Não	Sim	Sim
BRKM5	0	0	0	Sim	Sim	Sim
BTOW3	0,039	0	0	Sim	Sim	Sim
CCRO3	0	0	0	Sim	Sim	Sim
CESP6	0,007	0,594	0,769	Sim	Não	Não
CGAS5	0	0	0	Sim	Sim	Sim
CMIG3	0	0	0	Sim	Sim	Sim
COCE5	0	0	0	Sim	Sim	Sim
CPFE3	0,008	0	0	Sim	Sim	Sim
CPL3	0	0,001	0	Sim	Sim	Sim
CRUZ3	0,049	0	0	Sim	Sim	Sim
CSAN3	0,097	0	0	Não	Sim	Sim
CSNA3	0,429	0	0	Não	Sim	Sim
CTAX4	0,568	0	0	Não	Sim	Sim
CTNM4	0,006	0	0	Sim	Sim	Sim
CYRE3	0,009	0	0,002	Sim	Sim	Sim
DASA3	0	0	0	Sim	Sim	Sim
DJIA	0	0,001	0,05	Sim	Sim	Não
DTEX3	0,513	0	0	Não	Sim	Sim
EBTP4	0,765	0	0	Não	Sim	Sim
ELET6	0,173	0	0	Não	Sim	Sim
EMAE4	0,197	0	0	Não	Sim	Sim
EMBR3	0,985	0	0	Não	Sim	Sim
ENBR3	0	0	0	Sim	Sim	Sim
ESTR4	0,011	0	0	Sim	Sim	Sim
ETER3	0	0	0	Sim	Sim	Sim
FESA4	0	0	0	Sim	Sim	Sim
FIBR3	0,001	0	0	Sim	Sim	Sim
FJTA4	0,01	0	0	Sim	Sim	Sim
FRAS4	0,765	0	0	Não	Sim	Sim
FTSE100	0	0	0,715	Sim	Sim	Não
GETI3	0	0	0	Sim	Sim	Sim
GGBR4	0,307	0	0	Não	Sim	Sim
GOAU4	0,305	0	0	Não	Sim	Sim
GOLL4	0,076	0,002	0,344	Não	Sim	Não
GRND3	0,183	0	0	Não	Sim	Sim
GUAR3	0,055	0	0	Não	Sim	Sim

Tabela 18: Diferença estatística entre os algoritmos e B&H (Continuação)

Ação	p-valor			Diferença Significativa		
	AG x BA	AG x B&H	BA x B&H	AG x BA	AG x B&H	BA x B&H
HSENG	0	0	0	Sim	Sim	Sim
IBVSP	0,307	0	0	Não	Sim	Sim
IDNT3	0,003	0	0	Sim	Sim	Sim
INEP4	0	0	0,026	Sim	Sim	Sim
ITSA4	0,893	0,574	0,576	Não	Não	Não
ITUB4	0,03	0,037	0,745	Sim	Sim	Não
KEPL3	0	0	0	Sim	Sim	Sim
KLBN4	0,141	0	0	Não	Sim	Sim
LAME3	0	0	0	Sim	Sim	Sim
LEVE3	0,001	0	0	Sim	Sim	Sim
LIGT3	0,233	0	0	Não	Sim	Sim
MGEL4	0,19	0	0	Não	Sim	Sim
MNDL3	0,177	0	0	Não	Sim	Sim
NASDAQ	0	0,001	0	Sim	Sim	Sim
NATU3	0,061	0	0	Não	Sim	Sim
NETC4	0	0	0	Sim	Sim	Sim
NIKKEI	0,016	0,164	0,441	Sim	Não	Não
OIBR3	0,644	0	0	Não	Sim	Sim
PCAR4	0,324	0	0	Não	Sim	Sim
PETRA	0,189	0,6	0,368	Não	Não	Não
PLAS3	0	0	0	Sim	Sim	Sim
PMAM3	0,023	0	0	Sim	Sim	Sim
POMO4	0,696	0	0	Não	Sim	Sim
PSSA3	0	0	0	Sim	Sim	Sim
PTBL3	0	0	0	Sim	Sim	Sim
PTNT4	0	0	0,04	Sim	Sim	Sim
RAPT4	0	0	0	Sim	Sim	Sim
RCSL4	0	0	0,002	Sim	Sim	Sim
RENT3	0	0	0	Sim	Sim	Sim
RHDS3	0	0	0,161	Sim	Sim	Não
RNAR3	0,601	0,837	0,805	Não	Não	Não
RSID3	0	0,516	0,059	Sim	Não	Não
SAPR4	0,364	0	0	Não	Sim	Sim
SBSP3	0,095	0	0	Não	Sim	Sim
SCAR3	0	0	0	Sim	Sim	Sim
SP500	0	0	0	Sim	Sim	Sim
SUZB5	0,055	0	0	Não	Sim	Sim
TBLE3	0,442	0	0	Não	Sim	Sim
TEKA4	0,309	0	0	Não	Sim	Sim
TELB3	0,095	0	0	Não	Sim	Sim
TIMP3	0	0	0	Sim	Sim	Sim
TRPL4	0,032	0	0	Sim	Sim	Sim
UGPA4	0	0	0	Sim	Sim	Sim
UNIP6	0	0,353	0,672	Sim	Não	Não
USIM5	0	0	0,005	Sim	Sim	Sim
VALE5	0	0	0	Sim	Sim	Sim
VIVT3	0	0	0	Sim	Sim	Sim

5 CONCLUSÕES

Esta dissertação teve como objetivo aplicar dois algoritmos meta-heurísticos, o AG e o BA, ao problema de projeção do preço de ações na bolsa de valores do Brasil. Foram utilizados os indicadores técnicos para modelar os indivíduos dos algoritmos, a fim de conseguir a otimização dos parâmetros de cada indicador junto com a combinação dos mesmos.

Para avaliar a metodologia proposta foram realizados experimentos utilizando dados reais de ações de setores econômicos diferentes da bolsa de valores do Brasil. Além da comparação do lucro obtido pela aplicação dos algoritmos, a metodologia foi comparada com o B&H.

Experimentos preliminares realizados utilizando a busca exaustiva nos indicadores de forma isolada mostraram que os indicadores não apresentaram lucro satisfatório, confirmando as afirmações de Murphy (1986), Noronha (2006) e Dempster e Jones (2001). O lucro obtido através dos valores dos parâmetros encontrados pela busca exaustiva foram superiores aos valores padrões indicados pelos autores de cada indicador. Isto indica que valores padrões dos autores são genéricos, e cada ação possui um comportamento diferente. Portanto, cada ação terá um valor diferente para cada parâmetro que apresente melhores lucros.

Dois estratégias para decidir o melhor momento de realizar a compra/venda de ações foram utilizadas no AG e BA: peso (AGP e BAP) e maioria (AGM e BAM). A estratégia peso obteve o melhor lucro no período de testes para ambos os algoritmos. Este resultado ocorreu porque na estratégia peso o espaço de busca ocorre num espaço mais contínuo, sem variações abruptas, permitindo que os algoritmos percorram o caminho para uma boa solução de forma suave ao longo das gerações.

Ambos os algoritmos apresentaram lucros superiores ao B&H e estatisticamente significativos, para a maioria das ações no período de teste. O BA obteve lucro superior e estatisticamente significativo ao AG para a maioria das ações nas duas estratégias. Para um pequeno grupo de ações com características específicas de baixa volatilidade dos preços, a metodologia não apresentou bom desempenho. Este resultado sugere que o desempenho dos

algoritmos apresenta alguma relação com a volatilidade das ações.

Com o resultado dos experimentos do AG e BA, é possível concluir que a metodologia proposta apresenta lucros superiores ao B&H para diversas ações de setores econômicos diferentes. Foi observado que os setores econômicos das ações não influenciam nos resultados dos algoritmos, com exceção dos índices (DJIA, FTSE100, HSENG, IBVSP, NASDAQ, NIKKEI e SP500) que têm um comportamento diferenciado das ações de empresas.

Acredita-se que o sucesso dos algoritmos meta-heurísticos resida na sua capacidade de se adaptar de maneira “suave” à variação de tendência de preço das ações utilizando a combinação dos indicadores, o que é uma vantagem significativa em relação às estratégias isoladas. Mesmo os algoritmos apresentando resultados promissores, é necessário realizar estudos mais específicos para que esta metodologia possa ser utilizada no mercado real, não sendo este o objetivo desta dissertação.

De modo geral, os resultados obtidos foram promissores, o que permite concluir que é possível utilizar os conceitos desta dissertação em um ambiente real. No entanto, cabe ressaltar que, para um pequeno grupo de ações, os algoritmos não obtiveram lucro satisfatório devido ao comportamento atípico dos preços ao longo dos anos.

Embora os resultados desta dissertação mostrem que existe alguma previsibilidade nos preços das ações baseada somente nos dados históricos, o principal objetivo deste trabalho foi mostrar que os algoritmos meta-heurísticos utilizando a metodologia apresentada podem melhorar as regras de compra e venda de ações.

Diversos trabalhos foram elaborados anteriormente para que este projeto pudesse ser concluído. Em um primeiro momento foi realizado o trabalho (CORDEIRO et al., 2012) onde foi feito o ajuste fino dos parâmetros do BA e a formalização do pseudocódigo. Neste, o BA foi aplicado em funções matemáticas conhecidas da literatura e comparado a outros algoritmos. Posteriormente, no trabalho (KRAUSE et al., 2013a) foi realizado um *survey* de algoritmos bio-inspirados de origem contínua aplicados a problema discretos, onde foram mostrados para quais tipos de problemas discretos os algoritmos foram aplicados e quais métodos os autores utilizaram para realizar a discretização dos algoritmos. Com o conhecimento adquirido, o BA foi discretizado no trabalho (KRAUSE et al., 2013b) e aplicado no problema da mochila multidimensional. E, por fim, no trabalho (PARPINELLI et al., 2013) o BA foi aplicado no problema de dobramento de proteína.

5.1 TRABALHOS FUTUROS

Os itens a seguir mostram possíveis caminhos para trabalhos futuros:

- Duas técnicas conhecidas na literatura são utilizadas para encontrar o melhor ponto de compra e venda de ações. Esta dissertação utilizou a Análise Técnica. O outro tipo de análise, a Análise Fundamentalista, poderia ser incluída na codificação do indivíduo para possivelmente melhorar os resultados. ;
- Este trabalho abordou os 7 indicadores mais utilizados nos trabalhos correlatos. Existem outros indicadores que poderiam ser incluídos na codificação do indivíduo a fim de melhorar o desempenho preditivo do método apresentado neste trabalho;
- Com os resultados dos experimentos foi possível observar que os algoritmos não apresentam resultados satisfatórios quando a ação possui baixa volatilidade. Poderia ser criada uma inteligência nos algoritmos para se ajustar dinamicamente quando observado que a volatilidade da ação está diminuindo ou aumentando. Poderia também ser realizada uma análise específica na volatilidade das ações, contudo, este seria um trabalho mais complexo para identificação do ponto de corte do valor da volatilidade;
- Um algoritmo amplamente conhecido na literatura, o AG, e um algoritmo recente, o BA foram utilizados nesta dissertação. Diferentes algoritmos meta-heurísticos poderão ser utilizados realizando os mesmos experimentos para comparação de desempenho;
- Os algoritmos deste trabalho utilizaram parâmetros com valores padrões sugeridos pelos autores. Ajustes finos dos parâmetros poderão ser realizados para melhorar o desempenho dos mesmos.

REFERÊNCIAS

- ALEEN, R. C. **How to Build A Fortune in Commodities**. Brightwaters, N.Y: Windsor Books, 1972.
- ALEXANDER, S. Price movements in speculative markets: trends or random walks. **Industrial Management Review**, v. 1, n. 1, p. 7–26, 1961.
- ALMANZA, A.; TSANG, P. **Evolutionary Applications for Financial Prediction: Classification Methods to Gather Patterns Using Genetic Programming**. Waltham, USA: VDM Publishing, 2011.
- APPEL, G. **The Moving Average Convergence-Divergence Trading Method**. New York, USA: Traders Press, 1985.
- ATSALAKIS, G. S.; VALAVANIS, K. P. Surveying stock market forecasting techniques - part II: Soft computing methods. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n. 3, p. 5932–5941, 2009.
- BACHELIER, L. Théorie de la spéculation. **Annales Scientifiques de l'École Normale Supérieure**, v. 3, n. 17, p. 21–86, 1900.
- BO, Q.; KHALED, R. Stock market prediction with multiple classifiers. **Applied Intelligence**, v. 26, n. 1, p. 25–33, 2007.
- BOLLINGER, J. **Bollinger on Bollinger Bands**. New York: McGraw-Hill, 2001.
- BRIZA, A. C.; NAVAL, P. C. Design of stock trading system for historical market data using multiobjective particle swarm optimization of technical indicators. In: **Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference**. New York, NY, USA: ACM, 2008. p. 1871–1878.
- BRIZA, A. C.; NAVAL, P. C. Stock trading system based on the multi-objective particle swarm optimization of technical indicators on end-of-day market data. **Applied Soft Computing**, v. 11, n. 1, p. 1191–1201, jan 2011.
- BUFFETT, M.; CLARK, D. **O Tao de Warren Buffett**. São Paulo, SP: Sextante, 2007.
- BUTLER, M.; KAZAKOV, D. A Learning Adaptive Bollinger Band System. In: **Proceedings of IEEE Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering Economics (CIFEr)**. 2012.
- CHEN, Y. et al. Hybrid methods for stock index modelling. In: **Proceedings of Second International Conference Fuzzy Systems and Knowledge Discovery**. 2005. p. 1067–1070.
- CHEN, Y. et al. Enhancement of trading rules on stock markets using genetic network programming with sarsa learning. In: **Proceedings of SICE, Annual Conference**. Piscataway, USA: IEEE Press, 2007. p. 2700–2707.

- CHEN, Y. et al. Constructing portfolio investment strategy based on time adapting genetic network programming. In: **Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation**. 2009. p. 2379–2386.
- CHEN, Y. et al. Stock trading model for multi-brands optimization based on genetic network programming with control nodes. In: **Proceedings of SICE Annual Conference**. 2008. p. 664–669.
- CHUN, S.-H.; PARK, Y.-J. Dynamic adaptive ensemble case-based reasoning: application to stock market prediction. **Expert Systems with Applications**, v. 28, n. 3, p. 435–443, 2005.
- COOTNER, P. **The Random Character of Stock Market Prices**. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1964.
- CORDEIRO, J. A.; PARPINELLI, R. S.; LOPES, H. S. Análise de sensibilidade dos parâmetros do *Bat Algorithm* e comparação de desempenho. In: **Anais do Encontro Nacional de Inteligência Artificial**. Curitiba, PR: SBC, 2012.
- CORREIA, J. S. **Operando na Bolsa de Valores Utilizando a Análise Técnica**. São Paulo, SP: Novatec, 2009.
- DAWRIN, C. R. **On the Origin os Species**. 1. ed. London: John Murray, 1859.
- DEBASTIANI, C. A. **Análise Técnica de Ações**. São Paulo, SP: Novatec, 2008.
- DEMPSTER, M. A. H.; JONES, C. M. A real-time adaptive trading system using genetic programming. **Quantitative Finance**, v. 1, p. 397–413, 2001.
- DOEKSEN, B. et al. Real stock trading using soft computing models. In: **Proceedings of International Conference on Information Technology: Coding and Computing (ITCC)**. 2005. v. 2, p. 162–167.
- ELDER, A. **Come Into My Trading Room**. New York, USA: John Wiley & Sons, 2004.
- ELDER, A. **Trading for a Living**. New York, USA: John Wiley & Sons, 2004.
- ELDER, A. **Sell and Sell Short**. New York, USA: John Wiley & Sons, 2009.
- ELTON, E. J. et al. **Modern Portfolio Theory and Investment Analysis**. 8. ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2010.
- ETTES, D. Trading the stock markets using genetic fuzzy modeling. In: **Proceedings of the IEEE/IAFE/INFORMS Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering (CIFEr)**. 2000. p. 22–25.
- FAMA, E. F. The behaviour of stock market price. **The Journal of Business**, v. 38, n. 1, p. 34–105, 1965.
- FAMA, E. F. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. **The Journal of Finance**, v. 25, n. 2, p. 383–417, 1970.
- FAMA, E. F. Efficient capital markets: II. **The Journal of Finance**, v. 46, n. 5, p. 1575–1617, 1991.

- FERRERO, G. **Imposto de Renda nas Bolsas de Valores**. São Paulo, SP: Saint Paul Institute of Finance, 2008.
- FUENTE, D. D. L. et al. Genetic algorithms to optimise the time to make stock market investment. In: **Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO)**. 2006. p. 1857–1858.
- FYFE, C.; MARNEY, J. P.; E, H. F. Technical analysis versus market efficiency - a genetic programming approach. **Applied Financial Economics**, v. 9, n. 2, p. 183–191, 1999.
- GALLAGHER, L.; TAYLOR, M. Permanent and temporary components of stock prices: evidence from assessing macroeconomic stocks. **Southern Economic Journal**, v. 69, n. 1, p. 245–262, 2002.
- GEN, M.; CHENG, R. A survey of penalty techniques in genetic algorithms. In: **Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation**. 1996. p. 804–809.
- GOLDBERG, D. E. **Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning**. Boston, MA, USA: Addison-Wesley, 1989.
- GRAHAM, B. **O Investidor Inteligente**. Rio de Janeiro, RJ: Harper Collins no Brasil, 2007.
- GRANVILLE, J. E. **Timing for Maximum Profit - New Strategy of Daily Stock Market**. San Francisco: Prentice-Hall, 1976.
- GROSSMAN, S. J.; STIGLITZ, J. E. On the Impossibility of Informationally Efficient Markets. **American Economic Review**, v. 70, n. 3, p. 393–408, 1980.
- HAMILTON, W. P. **The Stock Market Barometer**. 1. ed. New York: Harper & Brothers, 1922.
- HOLLAND, J. H. **Adaptation in Natural and Artificial Systems**. Ann Arbor, MI, USA: University of Michigan Press, 1975.
- HURST, J. **The Profit Magic of Stock Transaction Timing**. New Jersey, USA: Prentice-Hall, 1970.
- KAPOOR, V.; DEY, S.; KHURANA, A. P. Genetic algorithm: An application to technical trading system design. **International Journal of Computer Applications**, v. 36, n. 5, p. 44–50, 2011.
- KARABOGA, D.; AKAY, B. A comparative study of artificial bee colony algorithm. **Applied Mathematics and Computation**, v. 214, n. 1, p. 108–132, 2009.
- KARJALAINEN, R. **Using Genetic Algorithms to Find Technical Trading Rules in Financial Markets**. Tese (Doutorado) — Graduate School of Arts and Sciences, University of Pennsylvania, USA, 1994.
- KATAGIRI, H. et al. In: . San Francisco, California, USA: .
- KAUR, S.; MANGAT, V. Improved Accuracy of PSO and DE using Normalization: an Application to Stock Price Prediction. **International Journal of Advanced Computer Science and Applications**, v. 3, n. 9, p. 197–205, 2012.

- KAVUSSANOS, M. G.; DOCKERY, E. A multivariate test for stock market efficiency: the case of ASE. **Applied Financial Economics**, v. 11, n. 5, p. 573–579, 2001.
- KC, M. J. B. Efficiency and inefficiency in thinly traded stock markets: Kuwait and Saudi Arabia. **Journal of Banking and Finance**, v. 16, n. 1, p. 197–210, 1992.
- KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle swarm optimization. In: . Piscataway, NJ: IEEE Press, 1995. v. 4, p. 1942–1948.
- KIRKPATRICK, C. D.; DAHLQUIST, J. **Technical Analysis: the Complete Resource for Financial Market Technicians**. Upper Saddle River, New Jersey, USA: Pearson Education, 2011.
- KORCZAK, J.; ROGER, P. Stock timing using genetic algorithms. **Applied Stochastic Models in Business and Industry**, v. 18, n. 2, p. 121–134, 2002.
- KOULOURIOTIS, D. E. Investment analysis & decision making in markets using adaptive fuzzy causal relationships. **Operational Research**, v. 4, n. 2, p. 213–233, 2004.
- KOZA, J. R. **Genetic Programming IV: Routine Human-Competitive Machine Intelligence**. Norwell, MA, USA: Kluwer Academic Publishers, 2003.
- KRAUSE, J. et al. A survey of swarm algorithms applied to discrete optimization problems. In: YANG, X. et al. (Ed.). **Swarm Intelligence and Bio-inspired Computation: Theory and Applications**. Waltham, USA: Elsevier Science & Technology Books, 2013. p. 169–191.
- KRAUSE, J.; CORDEIRO, J. A.; LOPES, H. S. Comparação de métodos de computação evolucionária para o problema da mochila multidimensional. In: LOPES, H. S.; RODRIGUES, L. C. de A.; STEINER, M. T. A. (Ed.). **Meta-Heurísticas em Pesquisa Operacional**. Curitiba, PR: Omnipax, 2013. p. 87–98.
- LAM, S. S.; LAM, K. P.; NG, H. S. Genetic fuzzy expert trading system for NASDAQ stock market timing. In: CHEN, S.-H. (Ed.). **Genetic Algorithms and Genetic Programming in Economics and Finance**. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2002.
- LANE, G. M. D. Lane's stochastics. **Technical Analysis of Stocks & Commodities**, v. 2, n. 3, p. 87–90, 1984.
- LARSON, R.; FARBER, B. **Estatística Aplicada**. São Paulo: Pearson, 2010.
- LEE, C. S.; LOH, K. Y. GP-based optimisation of technical trading indicators and profitability in FX market. In: **Proceedings of the 9th International Conference on Neural Information Processing**. 2002. v. 3, p. 1159–1163.
- LI, J.; TSANG, E. P. K. Improving technical analysis predictions: An application of genetic programming. In: **Proceedings of the Twelfth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference**. Palo Alto, CA, USA: AAAI Press, 1999. p. 108–112.
- LIN, L.; CAO, L.; ZHANG, C. Genetic algorithms for robust optimization in financial applications. In: HAMZA, M. H. (Ed.). **Proceedings of International Conference on Computational Intelligence**. Calgary, Canada: IASTED/ACTA Press, 2005. p. 387–391.

- LIN, X.; YANG, Z.; SONG, Y. Intelligent stock trading system based on improved technical analysis and echo state network. **Expert System with Applications**, Tarrytown, NY, USA, v. 38, n. 9, p. 11347–11354, sep 2011.
- LIU, Y.; PASSINO, K. M.; SIMAAN, M. A. Biomimicry of social foraging bacteria for distributed optimization: Models, principles, and emergent behaviors. **Journal of Optimization Theory And Applications**, v. 115, n. 3, p. 603–628, 2002.
- LO, A. W.; MACKINLAY, C. A. Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test. **Review of Financial Studies**, v. 1, n. 1, p. 41–66, 1988.
- LOPES, H. S.; RODRIGUES, L. C. de A.; STEINER, M. T. A. **Meta-Heurísticas em Pesquisa Operacional**. Curitiba, PR: Omnipax, 2013.
- MAJHI, R. et al. Efficient prediction of stock market indices using adaptive bacterial foraging optimization (ABFO) and BFO based techniques. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n. 6, p. 10097–10104, 2009.
- MAJHI, R. et al. Stock market prediction of S&P 500 and DJIA using bacterial foraging optimization technique. In: **Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation**. Piscataway, USA: IEEE Press, 2007. p. 2569 – 2575.
- MAJHI, R. et al. Prediction of S&P 500 and DJIA stock indices using particle swarm optimization technique. In: **Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation**. Piscataway, USA: IEEE Press, 2008. p. 1276 – 1282.
- MALHEIROS, R. S. **Estratégia Acionária**. São Paulo, SP: Novatec, 2008.
- MARKOWITZ, H. Portfolio Selection. **The Journal of Finance**, v. 7, n. 1, p. 77–91, 1952.
- MARTINS, G. B. **Aplicação da Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial em Mercados Financeiros**. Tese (Doutorado) — Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, SC, 2011.
- MATSURA, E. **Investir na Bolsa Utilizando Análise Gráfica**. São Paulo: Saraiva, 2007.
- MATTHEW, R. C. Technical analysis in commodity markets: Risk, returns, and value. St. Louis, MO, n. 18974, 2003.
- MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros**. 2. ed. Rio de Janeiro, RJ: John Wiley & Sons, 2012.
- MORETTIN, P. A. **Estatística Básica**. 7. ed. São Paulo: Saraiva, 2012.
- MURPHY, J. J. **Technical analysis of the futures markets: a comprehensive guide to trading methods and applications**. New York, NY, USA: New York Institute of Finance, 1986.
- NAKAMURA, R. Y. M. et al. BBA: A Binary Bat Algorithm for Feature Selection. In: **Proceedings of Conference on Graphics, Patterns and Images**. Los Alamitos, USA: IEEE Computer Society, 2012. p. 291–297.
- NEELY, C. J.; WELLER, P. A. Technical trading rules in the european monetary system. **Journal of International Money and Finance**, v. 18, n. 3, p. 429–458, 1999.

NEELY, C. J.; WELLER, P. A.; DITTMAR, R. Is technical analysis in the foreign exchange market profitable? a genetic programming approach. **Journal of Finance and Qualitative Analysis**, v. 32, n. 6, p. 405–426, 1997.

NORONHA, M. **Análise Técnica: Teorias, Ferramentas e Estratégias**. São Paulo, SP: Editec, 2006.

NUNEZ, L. An analysis of the robustness of genetic algorithm (GA) methodology in the design of trading systems for the stock exchange. **Society for Computational Economics**, n. 29, 2002.

O'NEILL, M.; BRABAZON, A.; RYAN, C. Forecasting market indices using evolutionary automatic programming: A case study. In: CHEN, S.-H. (Ed.). **Genetic Algorithms and Genetic Programming in Economics and Finance**. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2002.

O'NEILL, M.; RYAN, C. Grammatical evolution. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 5, n. 4, p. 349–358, aug 2001.

PARDO, R. **Design, Testing, and Optimization of Trading Systems**. New York, USA: John Wiley & Sons, 1992.

PARK, C.; IRWIN, S. H. **The Profitability of Technical Analysis: A Review**. [S.l.], out. 2004.

PARPINELLI, R. S. et al. Performance analysis of swarm intelligence algorithms for the 3D-AB off-lattice protein folding problem. 2013. To be published in *Journal of Multiple-Valued Logic and Soft Computing*.

PARPINELLI, R. S.; LOPES, H. S. New inspirations in swarm intelligence: a survey. **International Journal of Bio-Inspired Computation**, v. 3, n. 1, p. 1–16, 2011.

PAUKSTE, A.; RAUDYS, A. Intraday forex bid/ask spread patterns - analysis and forecasting. In: **Proceeding of Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering (CIFEr)**. 2013. p. 112–115.

PRICE, K.; STORN, R. M.; LAMPINEN, J. A. **Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization (Natural Computing Series)**. New York, USA: Springer-Verlag, 2005.

READY, M. J. Profits from technical trading rules. **Financial Management**, v. 31, n. 3, p. 43–61, 2002.

RODRÍGUEZ, F. F.; MARTEL, C. G.; RIVERO, S. S. Optimisation of technical rules by genetic algorithms: Evidence from the madrid stock market. **Applied Financial Economics**, v. 15, n. 11, p. 773–775, 2005.

ROUT, M. et al. An artificial bee colony algorithm based efficient prediction model for stock market indices. In: **Proceedings of World Congress on Information and Communication Technologies (WICT)**. 2012. p. 750–754.

SALAM, M. E.; KADER, H. M.; WAHED, W. F. Comparative study between differential evolution and particle swarm optimization algorithms in training of feed-forward neural network for stock price prediction. In: **Proceedings of The 7th International Conference on Informatics and Systems (INFOS)**. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010. p. 1–8.

- SIEGEL, S.; CASTELLAN, N. **Estatística não Paramétrica para Ciências do Comportamento**. 2. ed. Porto Alegre, RS: Artmed, 2006.
- SRIRAM, G. A.; S., T. K. Empirical analysis of model selection criteria for genetic programming in modeling of time series system. In: **Proceedings of 2013 IEEE Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering (CIFEr)**. 2013. p. 84–88.
- TALBI, E. **Metaheuristics: From Design to Implementation**. New York, USA: John Wiley & Sons, 2009.
- TAYLOR, M.; ALLEN, H. The use of technical analysis in the foreign exchange market. **Journal of International Money and Finance**, v. 11, n. 3, p. 304–314, 1992.
- THOMAS, J. D.; SYCARA, K. The importance of simplicity and validation in genetic programming for data mining in financial data. In: **In Proceedings of the Joint GECCO-99 and AAAI-99 Workshop on Data Mining with Evolutionary Algorithms: Research Directions**. 1999. p. 7–11.
- WANG, J. Trading and Hedging in S&P 500 Spot and Future Markets Using Genetic Programming. **Journal of Future Markets**, v. 20, n. 10, p. 911–942, 2000.
- WILDER, J. W. **New Concepts in Technical Trading Systems**. North Carolina: Hunter Publishing Company, 1978.
- XAVIER, A. **Estratégias Estatísticas em Investimentos**. São Paulo, SP: Novatec, 2009.
- YANG, X.; KARAMANOGLU, M. Swarm intelligence and bio-inspired computation: An overview. In: YANG, X. et al. (Ed.). **Swarm Intelligence and Bio-inspired Computation: Theory and Applications**. Waltham, USA: Elsevier Science & Technology Books, 2013.
- YANG, X. S. **Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms**. 2. ed. Frome, UK: Luniver Press, 2010.
- YANG, X. S. A new metaheuristic bat-inspired algorithm. In: GONZALEZ, J. R. (Ed.). **Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization**. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2010, (Studies in Computational Intelligence). p. 65–74.
- ZHANG, Y.; FANG, C. Combinatorial optimization using FOA and GA in futures market technical analysis. In: **Proceedings of International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS)**. 2012. p. 2074–2078.

APÊNDICE A – TESTES DE KOLMOGOROV-SMIRNOV E O DE SHAPIRO-WILK

Tabela 19: Testes de normalidade dos experimentos para cada ação e algoritmo

Ação	Algoritmos e B&H	p-valor		Resultado	
		Kolmogorov-Smirnov	Shapiro-Wilk	Kolmogorov-Smirnov	Shapiro-Wilk
ALLL3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
ALPA4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
AMBV3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
BAZA3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
BBAS3	AG	0,2	0,022	Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0,019	0,004	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
BBDC4	AG	0,003	0,009	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0,029	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
BOBR4	AG	0,02	0,004	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
BRAP3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0,014	0,002	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
BRFS3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0,001	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
BRKM5	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
BTOW3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
CCRO3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
CESP6	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
CGAS5	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
CMIG3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
COCE5	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade

Tabela 20: Testes de normalidade dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)

Ação	Algoritmos e B&H	p-valor		Resultado	
		Kolmogorov-Smirnov	Shapiro-Wilk	Kolmogorov-Smirnov	Shapiro-Wilk
CPFE3	AG	0,004	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0,003	0,011	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
CPLE3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0,001	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
CRUZ3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
CSAN3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
CSNA3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
CTAX4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
CTNM4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
CYRE3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
DASA3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
DJIA	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
DTEX3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
EBTP4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
ELET6	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
EMAE4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade

Tabela 21: Testes de normalidade dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)

Ação	Algoritmos e B&H	p-valor		Resultado	
		Kolmogorov-Smirnov	Shapiro-Wilk	Kolmogorov-Smirnov	Shapiro-Wilk
EMBR3	AG	0,001	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
ENBR3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
ESTR4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
ETER3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
FESA4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0,001	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
FIBR3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
FJTA4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
FRAS4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
FTSE100	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
GETI3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
GGBR4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
GOAU4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
GOLL4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
GRND3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
GUAR3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade

Tabela 22: Testes de normalidade dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)

Ação	Algoritmos e B&H	p-valor		Resultado	
		Kolmogorov-Smirnov	Shapiro-Wilk	Kolmogorov-Smirnov	Shapiro-Wilk
HSENG	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
IBVSP	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
IDNT3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
INEP4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
ITSA4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
ITUB4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
KEPL3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
KLBN4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
LAME3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
LEVE3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
LIGT3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0,002	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
MGEL4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
MNDL3	AG	0,002	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
NASDAQ	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
NATU3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
NETC4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade

Tabela 23: Testes de normalidade dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)

Ação	Algoritmos e B&H	p-valor		Resultado	
		Kolmogorov-Smirnov	Shapiro-Wilk	Kolmogorov-Smirnov	Shapiro-Wilk
NIKKEI	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
OIBR3	AG	0,003	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
PCAR4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
PETR4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
PLAS3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
PMAM3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
POMO4	AG	0,069	0,001	Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0,001	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
PSSA3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
PTBL3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
PTNT4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
RAPT4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
RCSL4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
RENT3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
RHDS3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
RNAR3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade

Tabela 24: Testes de normalidade dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)

Ação	Algoritmos e B&H	p-valor		Resultado	
		Kolmogorov-Smirnov	Shapiro-Wilk	Kolmogorov-Smirnov	Shapiro-Wilk
RSID3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
SAPR4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0,036	0,004	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
SBSP3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
SCAR3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
SP500	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
SUZB5	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
TBLE3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
TEKA4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
TELB3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
TIMP3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
TRPL4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
UGPA4	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
UNIP6	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
USIM5	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
VALE5	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
VIVT3	AG	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	BA	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade
	B&H	0	0	Sem Normalidade	Sem Normalidade

APÊNDICE B – DADOS ESTATÍSTICOS CONSOLIDADOS

Tabela 25: Dados estatísticos consolidados dos experimentos para cada ação e algoritmo

Ação	Algoritmos e B&H	Média	Erro padrão	Mediana	Moda	Desvio padrão	Variância da amostra	Curiose	Assimetria	Intervalo	Mínimo	Máximo	Soma
ALLL3	AG	15048,19	698,55	12837,66	-	15620,02	243984926,35	-0,71	0,07	81157,90	-29063,60	52094,30	7524097,26
	BA	14432,99	790,04	14916,39	10676,64	17665,92	312084604,55	-0,79	0,02	84960,09	-29417,11	55542,98	7216494,48
	B&H	15598,89	422,09	15971,36	1102,89	9438,25	89080567,37	-0,64	0,05	29361,43	1102,89	30464,32	7799447,40
ALPA4	AG	8411,15	1364,65	9253,96	-	30514,52	93113720,35	-0,60	0,10	115257,72	-46372,43	68885,29	4205573,86
	BA	12877,41	1518,20	11237,46	-	33948,02	1152468398,83	-0,28	0,33	149330,02	-47862,75	101467,27	6438703,70
	B&H	42501,59	839,56	42296,99	69241,56	18773,17	352432098,40	-1,06	-0,10	55272,67	13968,89	69241,56	21250797,00
AMBV3	AG	6627,78	414,13	4580,25	7791,79	9260,14	85750223,82	0,12	0,93	43379,38	-7060,18	36319,20	3313888,24
	BA	7908,30	470,42	5864,67	4360,74	10518,84	110645977,99	0,50	0,86	58375,24	-13946,62	44428,62	3954151,95
	B&H	37503,35	514,32	37285,20	56255,04	11500,61	132263975,57	-0,90	0,35	34143,39	22111,65	56255,04	18751677,00
BAZA3	AG	57354,94	4247,58	5191,57	415226,89	94978,78	9020968764,80	1,81	1,52	446882,07	-31655,18	415226,89	28677468,47
	BA	44674,81	3053,02	8577,60	14787,36	68267,54	4660456531,62	0,92	1,22	351102,66	-35142,09	315960,57	22337406,29
	B&H	47412,22	1424,55	63556,04	7646,05	31853,86	1014668205,60	-1,77	-0,30	74894,98	7646,05	82541,03	23706112,00
BBAS3	AG	11747,10	798,42	12512,53	-	17853,24	318738133,31	-0,44	-0,05	85128,49	-30523,03	54605,46	5873549,34
	BA	11878,97	877,47	12691,59	-19358,18	19620,89	384979223,28	-0,13	-0,07	107964,96	-35201,85	72763,11	5939484,44
	B&H	26293,12	438,85	25946,33	27651,26	9812,95	96294023,08	-0,63	0,78	27857,45	15904,19	43761,64	13146560,00
BBDC4	AG	8883,47	626,77	8627,21	-1317,33	14014,90	196417493,38	-0,20	0,24	81459,95	-27763,69	53696,26	4441733,08
	BA	11057,96	758,59	11107,08	-	16962,55	287728267,95	-0,47	0,21	82564,31	-26122,16	56442,15	5528977,59
	B&H	17016,72	199,27	18321,57	20724,00	4455,79	19854033,64	-1,59	-0,25	11555,97	10756,94	22312,91	8508361,00
BOBR4	AG	5167,81	599,05	6309,85	10679,61	13395,21	179431676,47	-0,12	-0,05	78978,90	-27611,70	51367,20	2583905,15
	BA	9662,26	728,01	7378,09	-	16278,76	264998145,60	0,21	0,59	87054,50	-26774,21	60280,29	4831130,23
	B&H	19872,11	443,53	19479,54	26961,94	9917,69	98360630,67	-0,95	-0,36	29089,76	3719,53	32809,29	9936056,00
BRAP3	AG	2262,21	1001,01	23585,20	-	22383,29	50101787,80	-0,80	-0,19	99317,70	-27487,26	71830,44	11131106,45
	BA	19581,76	1016,26	17518,62	-	22724,35	516396235,70	-0,56	0,00	118939,13	-33793,46	85145,67	9790878,02
	B&H	30371,10	600,05	24257,27	23239,11	13417,58	180031542,22	-0,75	0,74	38753,23	15062,66	53815,89	15185550,00
BRFS3	AG	10013,96	564,24	7992,44	-	12616,70	159181100,79	-0,72	0,13	65149,13	-20820,96	44328,17	5006980,53
	BA	10791,87	603,10	9115,84	-	13485,72	181864684,27	0,37	0,43	80795,03	-19839,87	60955,16	5395932,75
	B&H	21882,60	271,93	21503,21	29253,26	6080,44	36971736,71	-1,07	-0,38	17224,32	12028,94	29253,26	10941298,00
BRKM5	AG	14861,50	1872,98	10822,29	-	41881,03	1754020607,51	0,22	0,74	193323,22	-56289,84	137033,38	7430747,60
	BA	7476,67	1554,72	4170,99	-	34764,60	120857152,69	1,63	1,07	179082,01	-54699,30	124382,71	3738334,12
	B&H	5961,26	980,63	129,17	42166,22	21927,62	480820552,29	-1,09	0,55	60785,20	-18618,98	42166,22	2980630,00
BTOW3	AG	4754,30	1174,14	-1103,43	-	26254,48	689297728,14	-0,49	0,49	132456,57	-41204,35	91252,22	2377150,71
	BA	5233,48	1124,74	-1185,07	795,71	25149,93	632518753,64	-0,63	0,43	135678,98	-48249,91	87429,07	2616740,18
	B&H	21157,24	247,79	23694,14	18305,30	5540,80	30700456,61	-0,98	-0,64	15637,44	11793,89	27431,33	10578621,00
CCRO3	AG	11341,23	474,86	9922,61	-	10618,12	112744555,42	-0,46	0,22	62250,47	-19431,20	42819,27	5670617,42
	BA	9099,70	522,72	7356,67	17498,08	11688,42	136619238,91	-0,32	0,44	64386,18	-18672,76	45713,42	4549852,39
	B&H	34427,06	210,99	32826,34	41213,68	4717,89	22258489,81	-1,29	0,12	13354,28	27859,40	41213,68	17213528,00
CESP6	AG	23631,30	1607,50	18625,35	79949,43	35944,78	1292027355,34	-0,29	0,56	161998,08	-41753,58	120244,45	11815652,35
	BA	26265,53	1824,87	19945,07	11479,08	40805,28	1665070795,27	0,39	0,71	191512,22	-49177,77	142334,45	13132764,53
	B&H	23232,63	452,76	20537,61	12483,54	10124,06	102496529,61	-1,77	0,20	23052,86	12483,54	35536,40	11616313,00
CGAS5	AG	4864,65	338,95	3029,44	-1928,97	7579,14	57443400,62	1,26	1,25	45129,86	-8661,78	36468,08	2432323,24
	BA	5858,92	327,39	4561,46	-682,62	7320,62	53591530,77	1,74	1,22	43578,00	-9335,00	34243,00	2929461,05
	B&H	28438,93	284,30	27352,19	24532,77	6357,12	40412982,76	-1,39	-0,02	17533,92	19370,18	36904,10	14219463,00
CMIG3	AG	4633,86	386,25	6530,57	-	8636,79	74594136,88	-0,07	-0,87	43112,36	-19121,30	23991,06	2316927,77
	BA	6612,55	383,92	7694,78	-	8584,81	73699024,02	0,50	-0,83	46798,02	-18820,66	27977,36	3306274,22
	B&H	19153,08	260,94	22038,78	22038,78	5834,76	34044400,17	-1,09	-0,63	16090,83	9427,13	25517,96	9576539,00
COCE5	AG	4414,35	549,00	811,77	-	12276,12	150703017,87	-0,61	0,73	59066,57	-13196,57	45870,00	2207172,52
	BA	8200,09	619,77	3609,18	2231,18	13858,46	192056921,03	-0,47	0,74	69438,73	-15160,18	54278,55	4100044,53
	B&H	38457,07	129,66	39496,08	34335,59	2899,38	8406380,99	-1,50	-0,24	7792,97	34335,59	42128,56	19228557,00

Tabela 26: Dados estatísticos consolidados dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)

Ação	Algoritmos e B&H	Média	Erro padrão	Mediana	Moda	Desvio padrão	Variância da amostra	Curtose	Assimetria	Intervalo	Mínimo	Máximo	Soma
CPFE3	AG	2583,58	263,33	3099,17	-	5888,25	34671538,34	0,85	0,17	37834,55	-13336,46	24498,09	1291791,18
	BA	3376,40	289,51	3073,97	-	6473,69	41908651,91	4,10	0,60	62846,53	-16093,53	46753,00	1688198,86
	B&H	13813,48	152,56	14275,06	16264,29	3411,28	11636831,06	-0,64	-0,75	9892,95	17669,63	6906742,00	6906742,00
CPLE3	AG	13537,56	466,15	14007,52	-	10423,54	108650156,43	0,43	-0,61	60642,91	-20929,60	39713,31	6768780,46
	BA	9648,87	638,63	9745,52	37536,54	14280,20	203923995,54	0,72	0,20	88543,89	-24579,57	63964,32	4824434,66
	B&H	16484,34	488,91	13403,24	14501,79	10932,44	119518241,08	-0,06	1,21	31694,93	5792,26	37487,19	8242172,00
CRUZ3	AG	5093,09	639,44	9746,84	-	14298,40	204444308,56	-0,10	-1,04	57683,87	-28096,23	29587,64	2546543,31
	BA	4767,72	480,61	6045,65	20874,42	10746,76	115492866,10	0,23	-0,46	61698,09	-25899,18	35798,91	2383859,81
	B&H	36450,71	251,13	36607,61	42280,41	5615,36	31532248,55	-1,61	-0,11	14143,96	28759,39	42903,35	18225353,00
CSAN3	AG	10485,75	821,51	9404,60	-	18369,44	337436317,44	-0,15	0,43	111833,37	-38267,12	73566,25	5242873,14
	BA	12344,13	1048,84	9829,96	-	23452,71	550029594,01	0,15	0,65	119318,64	-37147,24	82171,40	6172062,63
	B&H	30267,62	534,79	30612,59	47012,98	24426,33	143001970,30	-1,20	-0,08	34399,30	12613,68	47012,98	15133811,00
CSNA3	AG	13782,81	1092,38	7959,86	-	29173,75	596645746,79	0,41	1,01	128815,65	-30631,05	98184,60	6891136,28
	BA	17320,81	1304,69	10186,86	-	29173,75	851107437,00	0,90	1,12	159362,84	-40963,20	118399,64	8660402,82
	B&H	28461,95	1064,85	35393,00	9889,45	23810,82	566955332,53	-1,12	0,14	68889,99	-3836,54	65053,45	14230975,00
CTAX4	AG	896,57	782,56	1619,38	-	17498,49	306197033,72	-1,31	-0,05	69413,87	-33255,60	36158,27	448287,09
	BA	861,36	831,51	-386,70	-	18593,23	375208138,72	-0,85	0,14	89381,36	-37429,27	51952,09	430682,39
	B&H	16861,05	869,72	2799,39	45800,95	19447,45	398203479,60	-1,62	0,50	45885,92	-84,97	45800,95	8430525,00
CTNM4	AG	8300,51	893,76	5658,29	48506,24	19985,09	399403978,45	-0,47	0,42	85084,94	-31714,71	53370,23	4150256,86
	BA	6174,04	699,40	5088,22	5413,26	15639,20	244579763,20	-0,14	0,35	76323,95	-24351,43	51972,52	3087019,37
	B&H	-8220,45	261,55	-6043,10	-1912,17	5848,35	34203188,15	-0,81	-0,75	16515,99	-18428,16	-1912,17	-4110223,00
CYRE3	AG	15888,14	1361,90	7434,95	-	30452,98	927383806,62	2,42	1,43	192347,15	-57247,73	135099,42	7944069,40
	BA	20591,65	1905,87	8481,57	-	42616,51	1816166546,74	3,45	1,81	232203,80	-45464,18	186739,62	10295826,51
	B&H	19821,98	692,64	14390,88	35796,72	15487,86	239873812,29	-1,71	0,26	37858,90	2518,94	40377,84	9910989,00
DASA3	AG	5916,09	1052,86	7699,80	-	23542,63	554255392,10	-0,77	0,00	104224,05	-40228,85	63995,20	2958045,94
	BA	9172,70	1182,98	6644,64	15083,33	26452,14	699715958,09	-0,16	0,45	122536,32	-39542,04	82994,28	4586351,59
	B&H	7433,44	994,54	4321,75	40477,93	22238,56	494553455,42	-1,47	0,28	56950,23	-16472,30	40477,93	3716718,00
DIIA	AG	4589,78	480,49	3368,05	-	10744,07	115435144,40	-0,17	0,27	60906,21	-19624,21	41282,00	2294889,59
	BA	5642,47	597,44	3463,12	-12674,81	13359,13	178466400,44	-0,28	0,40	64175,84	-24754,14	39421,70	2821234,01
	B&H	6242,20	208,53	8995,38	10819,58	4662,82	21741869,27	-1,50	-0,51	11727,34	-907,76	10819,58	3121099,00
DTEX3	AG	10501,11	1176,08	7108,05	-	26297,85	691576692,23	-0,67	-0,06	130305,67	-47865,21	82440,46	5250554,91
	BA	10286,99	1302,83	6293,74	11474,39	29132,28	848689488,49	-0,29	0,20	144743,68	-52783,01	91960,67	5143494,78
	B&H	53701,28	592,22	48256,76	60102,86	13242,49	175363515,40	-0,94	0,75	34913,72	41621,19	76534,91	26850642,00
EBTP4	AG	7536,65	785,13	4709,51	3351,27	17556,04	308214512,61	-0,47	0,42	87218,84	-25732,81	61486,03	3768325,87
	BA	7043,84	701,94	4455,65	-	15695,93	246362148,64	1,88	0,87	102036,52	-24071,11	77965,41	3521918,24
	B&H	17224,93	453,74	17276,08	22813,19	10145,87	102938730,71	-1,05	0,02	29958,19	2327,56	32285,75	8612466,00
ELET6	AG	12451,55	694,27	8032,80	-	15524,45	241008634,70	-0,80	0,63	68209,11	-11393,31	56815,80	6225773,73
	BA	11201,51	668,18	7965,67	11904,15	14940,94	223231676,87	2,16	1,52	83657,10	-14906,21	68750,89	5600752,92
	B&H	-1693,62	482,84	-5911,91	-7591,66	10796,61	116566803,74	0,10	1,37	29792,80	-10297,62	19495,18	-846812,00
EMAE4	AG	194,31	520,42	889,76	-	11637,01	135420003,80	0,20	0,39	73826,63	-26044,28	47782,35	97155,86
	BA	2600,05	804,49	1122,50	-14966,86	17988,90	323600689,43	2,22	1,32	111743,84	-30868,07	80875,77	1300023,08
	B&H	22578,10	755,63	23922,72	17648,52	16896,44	285489600,37	-0,75	-0,44	50864,13	-5754,10	45110,03	11289052,00

Tabela 27: Dados estatísticos consolidados dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)

Ação	Algoritmos e B&H	Média	Erro padrão	Mediana	Moda	Desvio padrão	Variância da amostra	Curtose	Assimetria	Intervalo	Mínimo	Máximo	Soma
EMBR3	AG	2151,86	559,23	714,58	-	12504,72	156368037,70	0,52	0,32	78681,80	-30998,49	47683,31	1075928,26
	BA	1873,00	697,50	2094,35	-	15596,66	243255916,88	-0,06	-0,09	85133,63	-37200,03	47933,60	936500,35
ENBR3	B&H	6347,24	424,74	9878,47	12918,75	9497,39	90200333,51	-1,58	-0,21	24943,03	-6624,04	18318,99	3173620,00
	AG	4096,76	454,00	1885,80	-	10151,72	103057445,75	0,05	0,61	55124,89	-19434,41	35690,48	2048382,37
ESTR4	BA	5527,09	625,94	3538,37	13190,16	13996,38	195898757,47	-0,03	0,45	71716,00	-24638,57	47077,43	2763545,89
	B&H	9345,54	374,94	12432,63	21106,04	8383,87	70289309,08	-1,09	-0,19	24549,32	-3443,28	21106,04	4672768,00
ETER3	AG	59489,50	5017,94	17612,39	15630,68	112204,57	12589865878,51	2,26	1,82	523844,99	-42819,76	481025,23	29744751,23
	BA	65063,84	5360,61	17772,06	23654,17	119866,95	14368084848,84	1,33	1,66	494585,45	-43590,37	450995,08	32531922,43
FESA4	B&H	44831,46	744,22	47090,39	16294,64	16641,23	27693062,05	-0,72	-0,57	49598,32	16294,64	65892,96	22415729,00
	AG	10123,36	794,45	15889,16	24613,27	17764,46	315575941,69	-0,54	-0,71	74165,53	-30745,28	43420,25	5061677,82
FIBR3	BA	14122,56	997,78	17638,10	51607,29	22311,01	497781278,10	-0,45	-0,21	101455,16	-34094,61	67360,55	7061278,00
	B&H	38375,14	461,89	33047,69	29846,16	10328,19	106671506,85	-0,04	1,29	28527,67	29846,16	58373,83	19187571,00
FITA4	AG	9007,05	487,00	8387,03	-	10889,63	1118583939,32	0,99	0,58	67638,38	-11885,12	55753,26	4503524,14
	BA	13162,21	830,76	11538,47	-16205,27	18576,33	345080220,17	0,38	0,54	107509,17	-34422,93	73086,24	6581107,26
FRAS4	B&H	27008,77	545,82	24660,30	24660,30	12205,01	148962260,19	-1,03	-0,35	35034,16	7244,13	42278,29	13504384,00
	AG	-472,25	976,16	6709,90	-	21827,55	476441759,37	0,12	-0,16	96740,85	-53712,86	43027,99	-236125,04
FTSE100	BA	3017,89	1120,29	7663,86	-	25050,39	627522166,12	0,40	-0,12	133915,90	-55786,39	78129,51	1508947,20
	B&H	22376,60	349,70	24164,55	24164,55	7819,44	61143634,38	-0,64	-0,51	23781,16	9020,59	32801,75	11188298,00
GGBR4	AG	26024,54	1608,82	34411,81	-	35974,30	1294150190,53	-1,12	-0,39	141003,75	-38797,13	102206,62	13012270,06
	BA	28611,48	1773,11	21851,32	68971,98	39647,88	1571954252,46	-1,05	0,23	165364,38	-42933,87	122430,51	14305738,21
GOLL4	B&H	82659,71	1450,56	105540,03	31422,39	32435,57	105206262,59	-1,43	-0,59	80286,86	31422,39	111709,25	41329854,00
	AG	7306,69	779,36	9374,59	-	17426,99	303699951,19	-0,82	-0,61	65185,38	-28772,02	36413,36	3653346,50
GRND3	BA	7404,03	845,51	10552,77	8668,03	18906,19	357444206,69	-0,58	-0,55	82645,57	-33212,15	49433,42	3702016,26
	B&H	20822,14	666,75	16148,43	47313,32	14909,08	222280658,26	-0,69	0,82	42034,00	5279,32	47313,32	10411069,00
GUAR3	AG	1238,51	379,92	896,42	-	8495,23	72168955,49	0,20	0,05	46534,01	-23829,60	22704,41	619254,81
	BA	3371,73	433,19	1617,56	5515,27	9686,10	93828231,69	-0,23	0,11	47640,49	-21544,41	26096,08	1685866,64
GUAR3	B&H	228,91	163,78	2485,07	7314,62	3662,12	1341138,00	-0,81	-0,32	11061,03	-3746,41	7314,62	1114457,00
	AG	6450,30	449,65	4799,37	-	10054,51	101093077,40	-0,92	0,10	55062,42	-13442,42	41620,00	3225148,78
GOLL4	BA	7443,95	523,14	5692,63	-	11697,87	136840205,68	-0,73	-0,06	60396,67	-25331,77	35064,90	3721973,01
	B&H	20875,80	218,82	22255,14	22255,14	4892,91	23940558,48	-0,14	-1,16	14078,10	11554,40	25632,50	10437901,00
GOAU4	AG	10125,57	901,66	16746,45	44805,59	20161,78	406497257,15	-1,13	-0,24	96555,96	-38286,45	58269,51	5062786,50
	BA	10618,81	978,11	12192,69	-	21871,28	478352936,23	-0,64	-0,24	114681,18	-35556,54	79124,64	5309404,70
GOLL4	B&H	17922,26	501,56	18672,65	14328,03	11215,23	125781323,56	-0,62	0,12	34934,14	942,29	35876,43	8961132,00
	AG	14356,28	899,18	22743,71	-	20106,38	404266507,14	-1,33	-0,39	85545,25	-30809,40	54735,85	7178140,37
GRND3	BA	13641,77	971,50	21892,97	-	21723,35	471904110,61	-0,73	-0,62	92722,75	-39150,69	53572,06	6820885,25
	B&H	19101,90	506,38	23125,93	10421,60	11323,07	128211922,35	-1,29	-0,18	32038,30	2482,95	34521,25	9550950,00
GUAR3	AG	-1843,62	965,16	5667,48	-	21581,66	465768181,39	0,05	-1,15	94981,65	-52767,85	42213,80	-921810,46
	BA	3799,20	1228,91	-2069,07	-14785,89	27479,24	755108723,56	3,36	1,47	200215,66	-50139,90	150075,76	1899597,71
GUAR3	B&H	-5095,57	892,83	-14552,88	24732,04	19964,25	398571303,73	-1,53	0,42	51573,64	-26841,60	24732,04	-2547785,00
	AG	7297,93	564,37	4649,94	745,16	12619,79	159258977,49	-0,24	0,82	56056,70	-13191,22	42865,48	3648964,89
GUAR3	BA	6845,72	628,89	2484,98	-	14062,48	19753306,22	0,09	1,00	64591,42	-13704,13	50887,29	3422858,47
	B&H	35394,30	647,04	30526,77	63827,62	14468,20	209328780,60	0,12	1,38	40356,50	23471,12	63827,62	17697148,00
GUAR3	AG	14036,92	2235,34	-5349,95	-	4983,63	2498362896,60	0,30	1,37	202010,82	-49637,59	152373,23	7018459,97
	BA	12102,81	2237,48	-5410,33	-8442,24	50031,59	2503160133,34	0,76	1,40	245828,21	-45855,00	199973,21	6051403,42
GUAR3	B&H	39434,31	1503,33	27728,71	90960,31	33615,46	112999049,54	-1,33	0,36	92796,55	-1836,24	90960,31	19717153,00

Tabela 28: Dados estatísticos consolidados dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)

Ação	Algoritmos e B&H	Média	Erro padrão	Mediana	Moda	Desvio padrão	Variância da amostra	Curtose	Assimetria	Intervalo	Mínimo	Máximo	Soma
HSENG	AG	3308,89	646,90	7438,48	-	14465,17	209241230,74	0,38	-1,14	73142,73	-35557,41	37585,32	1654446,32
	BA	7780,15	562,35	8980,97	10934,54	12574,46	158117084,35	-0,46	-0,36	67683,53	-27842,17	39841,36	38900075,45
	B&H	13374,49	150,52	13413,03	13413,03	3365,64	11327514,21	-1,73	-0,03	7946,37	9234,80	17181,17	6687247,00
IBVSP	AG	7319,85	631,02	5738,22	-	14109,97	199091242,44	-0,82	-0,09	62041,10	-24228,25	37812,85	3659922,62
	BA	7992,84	706,85	7434,10	-3773,36	15805,66	249819024,82	-0,74	0,16	88348,90	-28587,08	59761,82	3996419,16
	B&H	15634,07	357,45	16071,69	17523,12	7992,75	63884064,11	-0,81	0,46	23689,32	5345,70	29035,02	7817035,00
IDNT3	AG	13434,70	1357,29	-4324,94	-	30349,95	921119363,16	-1,06	0,67	121048,87	-28384,57	92664,30	6717350,18
	BA	14941,37	1401,48	-2191,83	16560,93	31337,99	982069701,44	-1,14	0,59	122170,27	-31253,71	90916,56	7470683,34
	B&H	26570,97	1311,95	31494,54	8927,53	29336,18	860611557,54	-1,08	-0,14	86181,85	-17927,01	68254,84	13285483,00
INEP4	AG	28048,31	1504,90	16429,20	-	33650,53	1132358449,33	-1,21	0,37	135291,61	-26431,10	108860,51	14024153,54
	BA	35231,93	2116,06	22568,58	-	47316,46	2238847262,91	0,02	0,84	236616,86	-30351,49	206265,37	17615963,37
	B&H	40071,64	1723,58	41823,92	26701,85	38540,52	1485371943,90	-0,57	0,32	119866,42	-15538,87	104327,55	20035820,00
ITSA4	AG	16657,62	656,19	15546,42	2772,84	14672,94	215295046,94	-0,55	0,23	79502,66	-24264,93	55237,73	8328809,09
	BA	16580,67	811,84	15918,89	228,72	18153,28	329541733,78	-0,63	0,24	92059,88	-24342,19	67717,69	8290335,13
	B&H	16975,20	326,66	14295,21	15750,06	7304,23	53351839,83	0,04	1,34	19986,17	11248,49	31234,66	8487599,00
ITUB4	AG	15291,33	590,19	11969,79	-	13197,04	174161861,78	-1,11	0,31	58644,33	-11850,42	46793,91	7645665,44
	BA	13528,08	786,93	10647,18	1786,20	17596,22	309627015,03	-0,29	0,13	94256,40	-36359,29	57897,11	6764037,72
	B&H	13753,07	271,86	12684,64	13065,09	6079,05	36954893,73	-0,17	1,16	17221,71	8089,47	25311,18	6876536,00
KEPL3	AG	2395,45	1747,81	-4115,07	-	39082,16	1527415280,86	0,08	0,87	177646,25	-68661,50	108984,75	1197722,69
	BA	13847,46	2118,27	-524,44	96125,25	47365,88	2243526522,67	-0,53	0,61	219281,87	-73699,12	145582,75	6923728,30
	B&H	-16130,42	1141,57	-15015,78	27705,72	25526,25	651589214,61	-0,83	0,62	71850,62	-44144,90	27705,72	-806521,37
KLBNA	AG	12042,46	869,94	9615,49	-	19452,37	378394726,56	-0,69	0,08	91081,03	-26683,06	64397,97	6021228,30
	BA	12122,19	860,92	11874,97	21307,34	19250,82	370593916,28	-0,57	0,27	92308,54	-30778,93	61529,61	6061096,83
	B&H	33580,60	437,20	38402,31	43272,19	9776,14	95572864,51	-1,80	-0,33	21827,18	21445,01	43272,19	16790300,00
LAME3	AG	9776,46	763,56	13733,95	-	17073,76	291513309,65	-0,42	-0,62	81038,38	-27535,88	53502,50	4888230,20
	BA	11739,54	786,36	12006,66	28728,05	17583,60	309182957,69	0,36	-0,05	107216,07	-35027,77	72188,30	5869767,81
	B&H	34809,05	465,32	34121,78	51727,97	10404,77	108259328,96	-1,00	0,39	30203,97	21524,00	17404527,00	3059065,99
LEVE3	AG	6118,13	1046,08	8305,34	-	23390,98	547137952,21	-0,86	-0,14	97513,09	-39749,30	57763,79	3059065,99
	BA	8665,22	1225,24	6662,45	46610,32	27397,28	750610949,22	-1,15	-0,11	109448,77	-42383,16	67065,61	4332611,23
	B&H	31870,52	922,49	26227,98	59384,72	20627,47	425492434,38	-1,64	0,18	52804,66	6580,06	59384,72	15935260,00
LIGT3	AG	8835,61	404,43	7688,97	-	9043,36	81782293,23	1,44	0,80	65385,54	-13992,83	51392,71	4417806,85
	BA	9765,26	518,41	9730,74	19353,87	11591,98	134373930,20	0,70	0,47	78880,13	-15927,14	62952,99	4882632,49
	B&H	14524,94	202,70	15049,77	10227,60	4532,57	20544156,89	-1,54	0,00	11995,68	8698,27	20693,95	7262469,00
MGEL4	AG	17672,20	1258,61	10832,74	31956,27	28143,28	792043986,82	-1,11	0,12	118844,70	-40669,97	78174,73	8836099,19
	BA	18411,73	1389,46	10277,39	37113,35	31069,25	965298281,58	-0,56	0,23	160862,32	-57105,75	103756,57	9205863,18
	B&H	47145,70	2271,27	65175,47	10151,39	50787,22	2579342166,62	-1,25	-0,22	144519,24	-28912,32	115606,92	23572850,00
MNDL3	AG	1846,78	513,69	1854,66	-	11486,47	131939021,72	-0,15	-0,33	63223,48	-30821,05	32402,43	923390,77
	BA	845,46	569,32	-1865,88	-	12730,29	162060355,59	0,70	0,96	71632,21	-24896,13	46736,08	422728,86
	B&H	-5803,27	386,75	-3597,97	3589,88	8648,08	74789224,56	-0,16	-1,07	25705,93	-22116,05	3589,88	-2901636,00
NASDAQ	AG	6397,93	323,38	5123,87	-	7230,95	52286679,29	0,64	0,53	46913,89	-12105,38	34808,51	3198964,16
	BA	5630,32	605,44	3851,49	-	13538,09	183279945,42	0,50	0,68	73960,17	-27441,35	46518,82	2815157,64
	B&H	7223,68	288,95	7179,67	17474,91	6461,08	41745537,71	-0,59	0,07	20212,76	-2737,85	17474,91	3611838,00
NATU3	AG	6118,27	602,30	9253,56	-	13467,93	181385168,05	-0,61	-0,29	66222,41	-27129,91	39092,50	3059133,04
	BA	6052,29	791,43	7320,12	-3082,97	17697,02	313184501,49	-0,11	0,11	106345,11	-26675,80	79669,31	3026145,83
	B&H	27266,91	460,40	30038,12	42441,26	10294,96	105986286,93	-0,95	-0,09	30846,82	11594,44	42441,26	13633453,00
NETC4	AG	7326,35	710,10	8145,83	-	15878,43	252124512,36	-0,18	-0,17	57574,10	-29296,20	46444,90	3663172,96
	BA	5950,43	698,36	4952,95	-11555,04	15615,74	243851462,39	-0,05	0,03	83711,00	-32417,07	51293,93	2975216,33
	B&H	18022,78	148,90	18496,67	23036,25	3329,42	11085038,78	-0,70	-0,11	10280,91	12755,34	23036,25	9011389,00

Tabela 29: Dados estatísticos consolidados dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)

Ação	Algoritmos e B&H	Média	Erro padrão	Mediana	Moda	Desvio padrão	Variância da amostra	Curtose	Assimetria	Intervalo	Mínimo	Máximo	Soma
NIKKEI	AG	-1671,66	420,14	535,51	-	9394,63	88259125,27	-0,27	-0,49	48260,83	-25344,59	22916,24	-835829,32
	BA	-885,66	364,89	-368,69	-2922,36	8159,14	66571585,25	0,84	0,17	51726,27	-23887,98	27838,29	-442831,37
OIBR3	B&H	-1505,54	200,24	-555,60	4989,53	4477,44	20047494,16	-1,46	0,09	11558,80	-6569,27	4989,53	-752768,00
	AG	2508,18	474,81	1666,21	-	10617,13	112723512,39	-0,31	0,39	62383,90	-23250,96	39132,94	1254090,31
PCAR4	BA	2648,87	551,48	1129,55	3087,77	12331,48	152065377,15	0,53	0,76	70318,45	-25203,18	45115,27	1324433,34
	B&H	12434,64	1028,05	16424,82	-25727,33	22987,84	528440652,41	-0,89	-0,46	67651,53	-25727,33	41924,20	6217321,00
PETR4	AG	7336,83	615,23	3769,50	-	13756,99	189254636,88	-0,43	0,86	60334,10	-15274,80	45059,30	3668415,88
	BA	7069,57	658,46	2404,02	-9347,20	14723,58	216783709,88	-0,66	0,62	70932,91	-18452,23	52480,68	3534782,68
PLAS3	B&H	15757,75	563,94	8613,63	36806,45	12610,12	159015214,72	-1,17	0,69	32151,88	4654,57	36806,45	7878877,00
	AG	14204,03	598,31	9886,87	3125,91	13378,52	178984721,37	-0,27	0,71	72031,70	-21268,87	50762,83	7102015,53
PMAM3	BA	13666,04	766,05	11720,33	23770,54	17129,32	293413746,66	0,41	0,70	105492,88	-27301,56	78191,32	6833022,05
	B&H	14549,28	578,65	15930,75	3298,09	12938,99	167417377,21	-1,37	0,07	35754,76	-2461,79	33292,97	7274641,00
POMO4	AG	2877,83	2702,04	5060,27	-	60419,35	3650498224,32	-0,09	1,12	229056,33	-45141,87	183914,46	14438915,42
	BA	24615,10	2421,69	8522,88	1727,25	54150,74	2932302138,73	0,02	0,97	270036,30	-59204,08	210832,22	12307549,75
PSSA3	B&H	142394,48	3255,54	173543,09	-906,28	72796,04	5299263384,63	0,13	-1,39	201764,89	-906,28	200858,61	71197238,00
	AG	119,69	1045,69	-1663,13	-	23382,30	546731858,96	-0,12	0,63	112650,39	-44772,02	67878,37	59843,89
PTBL3	BA	1776,46	1237,82	-1765,91	-2325,76	27678,54	766101690,15	0,43	0,62	157947,64	-56906,20	101041,44	888229,98
	B&H	30364,06	347,83	28464,43	37153,35	7777,68	60492305,74	-1,11	-0,30	22077,00	17980,57	40057,57	15182030,00
PTNT4	AG	13380,63	620,34	12430,54	-4622,75	13871,32	192413600,08	0,02	-0,18	77933,35	-22755,41	55177,94	6690314,44
	BA	13673,08	896,85	15718,61	26922,21	20054,22	402171636,15	-0,48	-0,33	97410,40	-32275,03	65135,37	6836538,52
RAPT4	B&H	60335,43	696,18	55664,96	78886,38	15567,14	242335958,51	-1,69	0,14	38064,96	40821,42	78886,38	30167713,00
	AG	9047,44	579,92	5914,46	-	12967,30	168150795,72	0,55	0,96	66147,67	-14183,11	51964,56	4523718,20
RCSL4	BA	11580,75	832,93	6029,75	35170,04	18624,98	346889926,72	2,03	1,54	101584,68	-17412,78	84171,90	5790373,36
	B&H	37562,79	470,48	38035,93	19353,71	10520,22	110674948,72	-0,78	-0,65	30045,34	19353,71	49399,05	18781395,00
RHDS3	AG	8582,65	449,78	8233,93	-	10057,50	101153243,66	0,85	0,49	64680,63	-17861,09	46819,54	4291323,31
	BA	33748,35	760,09	41420,74	51506,11	16996,23	288871713,91	-0,57	-0,91	48505,98	3000,13	51506,11	16874173,00
RNAR3	AG	39785,28	2776,56	5018,15	-	62085,77	3854642774,73	-0,72	0,88	218663,75	-25374,15	193289,60	19892639,93
	BA	51139,69	3612,34	9515,20	-15029,52	80774,33	6524492570,39	-0,04	1,08	317609,19	-33634,61	283974,58	25569843,33
RNRE3	B&H	60173,87	2069,12	93535,13	-8849,79	46266,97	2140632728,85	-1,61	-0,50	109802,42	-8849,79	100952,63	30086933,00
	AG	16997,71	1173,77	10174,88	-	26246,27	688866760,23	-0,31	0,50	126838,82	-32699,33	94139,49	8498854,89
RNT3	BA	15299,81	1140,21	9655,13	-21997,54	25495,78	650034633,14	0,24	0,76	125609,94	-32857,88	92752,06	7649902,68
	B&H	34468,76	581,21	32960,36	46686,76	12996,31	168904007,89	-1,54	0,01	34418,58	16870,93	51289,51	17234380,00
RNT4	AG	6893,88	4049,45	29421,61	271648,70	90548,45	8199022645,82	0,33	1,29	321074,49	-20067,83	301006,66	33446940,31
	BA	69694,70	3641,44	27382,00	179303,10	81425,06	6630040043,08	1,26	1,23	477894,90	-16139,71	461755,19	34847347,57
RNT5	B&H	89521,04	4946,91	117693,71	-50832,20	110616,25	12235953810,45	-1,74	-0,20	260620,50	-50832,20	209788,30	44760520,00
	AG	19935,52	1482,08	13344,03	-	33140,32	1098280578,91	-1,07	-0,05	141780,04	-51096,87	90683,17	9967759,00
RNT6	BA	17512,37	1677,14	12046,93	-	37502,04	1406402688,61	-1,02	0,10	152946,21	-53463,65	99482,56	8756184,42
	B&H	48054,21	557,12	52685,07	62414,75	12457,56	155190789,09	-0,90	-0,65	35606,45	26808,30	62414,75	24027107,00
RNT7	AG	3827,67	1122,41	-701,23	-36199,24	25097,83	629900948,03	1,48	0,94	156693,50	-39605,60	117087,90	1913835,25
	BA	20352,22	2526,31	1171,41	-1892,94	56489,92	3191110503,94	7,11	2,37	402661,23	-47990,85	354670,38	10176111,86
RNT8	B&H	6849,68	456,57	8391,84	15057,82	10209,11	104225999,58	-1,43	-0,19	27774,98	-7945,48	19829,50	3424841,00
	AG	5227,53	717,35	5724,16	25702,65	16040,54	257299022,58	-0,51	0,35	79600,27	-19656,41	59943,86	2613765,28
RNT9	BA	5744,55	845,01	2834,12	7275,62	18895,05	357022968,44	0,08	0,73	94480,20	-27008,97	67471,23	2872275,20
	B&H	6494,55	1612,98	23453,15	-41352,69	36067,36	1300854538,66	-1,76	-0,33	83896,23	-41352,69	42543,54	3247273,00

Tabela 30: Dados estatísticos consolidados dos experimentos para cada ação e algoritmo (Continuação)

Ação	Algoritmos e B&H	Média	Erro padrão	Mediana	Moda	Desvio padrão	Variância da amostra	Curtose	Assimetria	Intervalo	Mínimo	Máximo	Soma
RSID3	AG	23521,75	2099,82	8698,75	-	46953,37	2204618973,29	0,50	1,12	223481,36	-49376,79	174104,57	11760874,15
	BA	18873,34	1801,36	6334,62	3784,01	40279,74	1622457413,91	0,61	1,12	224903,89	-49199,85	175704,04	9436670,60
	B&H	22082,95	1630,87	2480,88	52799,65	36467,47	1329876305,19	-1,52	0,48	92410,79	-14935,00	77475,79	11041477,00
SAPR4	AG	8087,36	548,18	7208,37	-	12257,67	150250540,20	-0,65	0,20	56043,49	-21774,15	34269,34	4043679,50
	BA	9447,35	622,27	8455,78	20325,26	13914,36	193609383,71	-0,10	0,22	73406,80	-20951,33	52455,47	4723676,34
	B&H	43019,07	762,94	52674,90	61559,18	17059,86	291038918,62	-1,64	-0,39	42959,60	18599,58	61559,18	21509533,00
SBSP3	AG	4946,09	544,88	7643,03	-	12183,85	148446143,98	0,27	-1,08	60595,96	31825,69	28770,27	2473044,42
	BA	4432,80	499,44	6446,25	8793,07	11167,72	124718034,30	0,54	-0,58	78483,93	-31914,40	46569,53	2216402,05
	B&H	42214,78	443,04	40165,37	36637,51	9906,78	98144385,93	-1,42	-0,09	26591,34	27775,86	54367,20	21107388,00
SCAR3	AG	12595,53	1160,85	10969,72	-	25957,33	673782957,25	0,48	1,04	123789,64	-22458,75	101330,89	6297765,16
	BA	29223,03	2470,21	10188,58	10188,58	55235,58	3050969180,33	3,24	2,06	273849,69	-22514,56	251335,13	14611514,12
	B&H	66477,82	600,97	62661,89	52050,47	13438,02	180580467,49	-1,16	0,54	36404,30	52050,47	88454,77	33238911,00
SP500	AG	2539,94	454,23	2484,49	-	10156,86	103161748,70	-0,02	0,10	56759,64	-19462,68	37296,96	1269968,99
	BA	3835,67	508,20	2547,69	4882,80	11363,74	129134598,65	0,32	0,49	61244,41	-21327,76	39916,65	1917836,96
	B&H	5529,20	250,27	7557,32	12338,45	5596,12	31316515,29	-1,54	-0,27	14797,11	-2458,66	12338,45	2764599,00
SUZB5	AG	8841,19	845,01	11540,23	-	18182,89	330617642,60	-1,12	0,19	86372,05	-25618,29	60753,76	4420593,09
	BA	10053,24	845,01	11540,23	-	18894,99	357020801,28	-0,65	0,19	86372,05	-25618,29	60753,76	4420593,09
	B&H	14426,47	479,97	16438,28	513,76	10732,49	115186438,97	-1,07	0,27	30939,39	513,76	31453,15	7213235,00
TBLE3	AG	6073,92	392,74	6226,17	-	8781,84	77120627,02	0,22	-0,31	47487,22	-18581,29	28905,93	3036958,08
	BA	6743,94	374,72	6194,13	3446,55	8379,11	70209412,11	0,55	-0,13	52542,00	-23215,18	29326,82	3371968,79
	B&H	19320,87	79,82	18930,44	18930,44	1784,85	3185696,59	-1,06	-0,22	5188,76	16513,64	21702,40	9660434,00
TEKA4	AG	8799,83	1082,91	9524,53	46217,98	24214,69	586351143,97	1,10	0,76	170433,48	-32279,71	138153,77	4399913,77
	BA	8543,20	1284,48	1766,46	3901,08	28721,93	824949148,69	0,17	0,82	163095,06	-37121,44	125973,62	4271597,67
	B&H	21488,36	1311,67	5995,54	59888,57	29329,74	860233751,37	-1,72	0,29	72253,75	-12365,18	59888,57	10744181,00
TELB3	AG	32697,94	2276,11	20691,67	-	50895,29	2590330601,86	3,47	2,67	437118,92	-30524,70	418452,55	21534163,08
	BA	43068,33	3036,11	14309,37	-	67889,58	4608994791,06	3,47	1,74	447801,97	-29349,42	418452,55	21534163,08
	B&H	137970,20	3137,18	168779,58	58240,52	70149,41	4920940094,59	-1,79	-0,30	157140,31	49549,66	206689,97	68985101,00
TIMP3	AG	-152,42	858,49	2967,23	-	19196,50	368505444,86	-0,25	-0,39	98227,02	-43198,15	55028,87	-76212,31
	BA	4430,33	1009,55	2683,41	2907,57	22574,15	509592244,45	0,29	0,45	122343,94	-42791,67	79552,27	2215164,07
	B&H	11294,48	622,45	10663,21	30266,81	13918,30	193719142,20	-0,59	-0,47	42714,82	-12448,01	30266,81	5647241,00
TRPL4	AG	4741,23	213,08	4530,01	6874,47	4764,71	22702472,52	8,66	1,81	48161,51	-6703,06	41458,45	2370615,82
	BA	6193,58	435,62	4616,18	10355,32	9740,76	94882412,39	1,29	1,01	60097,50	-17809,79	42287,71	3096789,10
	B&H	12668,08	458,52	12330,73	4255,56	10252,73	105118560,42	-0,52	0,88	28962,17	2310,10	31272,27	6334041,00
UGPA4	AG	9802,69	351,53	8448,28	-	7860,44	61786583,18	-0,84	0,34	39935,22	-4292,01	35643,21	4901345,75
	BA	12384,53	360,79	12586,96	14979,73	8067,61	65086309,47	-0,34	0,23	53573,70	-10071,22	43502,48	6192266,65
	B&H	37290,76	222,07	38874,02	42907,43	4965,57	24656865,49	-1,16	-0,52	13705,67	29201,76	42907,43	18645378,00
UNIP6	AG	-1420,04	754,48	-4243,42	-1059,49	16870,79	284623485,52	-1,19	0,01	64663,92	33596,07	31067,85	-710019,69
	BA	262,56	654,58	-2533,30	-13374,46	14636,83	214236685,30	-0,94	0,08	68458,20	-28913,35	39544,85	131281,15
	B&H	520,32	447,00	1550,73	6323,60	9995,11	99902288,55	-0,48	-0,79	29820,36	-17440,12	12380,24	260162,00
USIM5	AG	1584,05	1055,72	15564,99	-	23606,54	557268588,86	-0,83	-0,24	105665,61	-42049,72	63615,89	6292024,23
	BA	15664,24	1066,63	17364,93	40056,01	23850,47	568844967,64	-1,19	0,02	99468,32	-34077,79	65390,53	7832118,49
	B&H	19692,65	546,03	23177,89	10258,85	12209,68	149076363,02	-1,15	0,09	35285,42	2848,04	38133,46	9846327,00
VALE5	AG	11560,61	839,32	8719,78	-	18767,69	695176028,38	-0,63	0,31	85793,91	-24558,80	61235,11	5780302,50
	BA	16210,60	1103,79	10652,23	-1133,39	24681,49	352226300,82	-0,10	0,57	124752,46	-39724,23	85028,23	8105298,34
	B&H	23081,80	420,83	20456,72	20103,74	9410,04	88548913,98	-0,87	0,16	28438,35	9360,17	37798,52	11540901,00
VIVT3	AG	9223,14	232,24	8530,04	10597,48	5192,96	26966800,83	0,77	0,41	34020,40	-6558,28	27462,12	4611567,68
	BA	8460,58	303,02	7200,76	5107,34	6775,80	45911447,74	1,45	1,05	46768,98	-5373,98	41395,00	4230291,58
	B&H	16994,04	239,05	14429,12	14429,12	5345,42	28573503,47	-1,65	0,26	13657,30	10524,26	24181,56	8497022,00