



UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA
ÁREA DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
DE ELETRICIDADE

Um Serviço Baseado em Algoritmos
Genéticos para Predição da
Bolsa de Valores

Thiago Pinheiro do Nascimento

Dissertação de Mestrado

São Luís
10 de Fevereiro de 2015

Thiago Pinheiro do Nascimento

Um Serviço Baseado em Algoritmos
Genéticos para Predição da
Bolsa de Valores

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade, da Universidade Federal do Maranhão, como requisito para o título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Sofiane Labidi

São Luís
10 de Fevereiro de 2015

Nascimento, Thiago Pinheiro do.

Um serviço baseado em algoritmos genéticos para predição da bolsa de valores/ Thiago Pinheiro do Nascimento. – São Luís, 2015.

61 f.

Impresso por computador (fotocópia).

Orientador: Sofiane Labidi.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Maranhão, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade, 2015.

1. Algoritmos genéticos. 2. Bolsa de valores. I. Título.

CDU 004.02

UM SERVIÇO BASEADO EM ALGORITMOS GENÉTICOS PARA PREDIÇÃO DA BOLSA DE VALORES

Thiago Pinheiro do Nascimento

Dissertação aprovada em 10 de fevereiro de 2015.



Prof. Sofiane Labidi, Dr.
(Orientador)



Profa. Jeane Silva Ferreira Teixeira, Dra.
(Membro da Banca Examinadora)



Prof. Nilson Santos Costa, Dr.
(Membro da Banca Examinadora)



Prof. Zair Abdelouahab, Ph.D.
(Membro da Banca Examinadora)

Este trabalho é dedicado aos meus pais e à minha noiva.

‘‘Não são as espécies mais fortes que sobrevivem nem as mais inteligentes,
e sim as mais suscetíveis às mudanças.’’

Charles Darwin

Agradecimentos

Agradeço, em primeiro lugar, a Deus, pelo dom da vida. Agradeço também aos meus pais, noiva, orientador, professores, amigos e familiares. Agradeço a todos que direta ou indiretamente contribuíram para realização deste trabalho.

Resumo

Antecipar a precificação futura da bolsa de valores não é considerada uma tarefa simples, pois envolve uma série de variáveis obscuras, que devem ser capazes de representar a situação real do mercado. Esse motivo faz com que vários investidores percam dinheiro e acabem desistindo de investir no mercado de capitais. Como tentativa de contornar essa situação, o presente trabalho propõe o desenvolvimento de um serviço capaz de estimar o preço futuro de ativos na bolsa de valores. Para isso, faz o uso de um algoritmo genético, o qual permite extrair características do mercado, necessárias para estimar o comportamento futuro de um ativo.

Palavras-chave: *Algoritmos Genéticos. Bolsa de Valores.*

Abstract

To anticipate the stock exchange pricing is not considered a simple task, because involves many obscure variables, which must be able to represent the real marketplace situation. This is a fundamental reason for the investors lose money and end up giving up investing in the capital market. In an attempt to address this issue, this paper proposes the development of a service capable of estimating the future price of assets in the Stock Exchange. For this, it used of a genetic algorithm, which allows to extract features from the market, necessary for estimating the future behavior of an action.

Keywords: *Genetic Algorithm. Stock Exchange.*

Lista de Figuras

2.1	Nomeclatura de uma ação (Cruz, 2011, p. 22).	5
2.2	Cotação das ações PETR3 e PETR4, respectivamente.	7
2.3	Investimento em bolsa (Lopes, 2012, p. 24) (Pinheiro, 2007).	7
3.1	Abordagens da Inteligência Artificial.	13
5.1	Esquematização técnica da plataforma Isis.	25
5.2	Serviço de predição baseado em algoritmos genéticos	26
5.3	Informações obtidas no <i>Yahoo Finance</i> (Junior, 2013, p.76).	28
5.4	Ilustração da seleção por roleta. Fonte (MQL5, 2014)	30

Lista de Tabelas

3.1	Dados de entrada de um algoritmo genético.	15
3.2	Indivíduos e seus respectivos fitness.	16
3.3	Indivíduos selecionados.	17
4.1	Trabalhos relacionados ao mercado financeiro.	21
5.1	Vetor de entrada do algoritmo genético	27
5.2	Parâmetros de entrada da plataforma <i>Yahoo Finance</i> (Junior, 2013, p.75).	27
5.3	Matriz para cálculo da aptidão de indivíduos.	28
5.4	Matriz de atualização de indivíduos.	32
6.1	Melhores resultados obtidos para predição de um dia posterior da ação Petr3.	35
6.2	Resultado geral do teste de predição do dia seguinte para a ação Petr3.	36
6.3	Melhores resultados obtidos para predição do quinto dia posterior da ação Petr3.	36
6.4	Resultado geral do teste de predição do quinto dia para a ação Petr3.	37
6.5	Melhores resultados obtidos para predição de um dia posterior da ação Petr4.	37
6.6	Resultado geral do teste de predição do dia seguinte para a ação Petr4.	38
6.7	Melhores resultados obtidos para predição do quinto dia posterior da ação Petr4.	38
6.8	Resultado geral do teste de predição do quinto dia para a ação Petr4.	38
6.9	Melhores resultados obtidos para predição de um dia posterior da ação Bbas3.	39
6.10	Resultado geral do teste de predição do dia seguinte para a ação Bbas3.	40
6.11	Melhores resultados obtidos para predição do quinto dia posterior da ação Bbas3.	40
6.12	Resultado geral do teste de predição do quinto dia para a ação Bbas3.	40

Lista de Algoritmos

1	Algoritmo de seleção por roleta (Pozo et al., 2005, p.11)	30
---	---	----

Sumário

1	Introdução	1
2	Mercado de Capitais	3
2.1	Mercado Acionário	3
2.2	Bovespa	4
2.3	Títulos Mobiliários	5
2.4	Precificação	6
2.5	Processo de Investimento em Bolsa de Valores	7
2.6	Correntes de Análise do Mercado Acionário	8
2.6.1	Análise Fundamentalista	8
2.6.2	Análise Técnica	9
2.6.3	Indicadores Técnicos	10
2.7	Considerações Finais	11
3	Algoritmos Genéticos	12
3.1	Introdução	12
3.2	Inteligência Artificial Evolutiva	13
3.3	Algoritmos Genéticos (AGs)	14
3.3.1	Inicialização	15
3.3.2	Avaliação	16
3.3.3	Seleção	16
3.3.4	Cruzamento	17
3.3.5	Mutação	18
3.3.6	Atualização e Finalização	18
3.4	Considerações Finais	19

4	Trabalhos Relacionados	20
4.1	Introdução	20
4.2	Maximização de Lucros em Investimentos	21
4.3	Otimização na Seleção de Ativos e no Portfólio	22
4.4	Discussão	23
4.5	Considerações Finais	23
5	Trabalho Proposto	24
5.1	Introdução	24
5.2	Serviços	25
5.3	Inicialização	27
5.4	Avaliação	28
5.5	Seleção	29
5.6	Cruzamento	31
5.7	Mutação	31
5.8	Atualização e Finalização	32
5.9	Recursos Utilizados	32
5.10	Resumo do Modelo	33
5.11	Considerações Finais	33
6	Resultados e Discussões	34
6.1	Introdução	34
6.2	Ação Petr3 (Petrobras)	35
6.3	Ação Petr4 (Petrobras)	37
6.4	Ação Bbas3 (Banco do Brasil)	39
6.5	Discussão dos Resultados	40
6.6	Considerações Finais	41
	Referências Bibliográficas	44

Capítulo 1

Introdução

O presente estudo propõe o desenvolvimento de um serviço como ferramenta de suporte a análise da bolsa de valores. Para tanto, é necessário, inicialmente, o levantamento de uma série de fatores importantes, tais como o contexto e os objetivos do trabalho proposto. Neste capítulo, serão discutidos esses fatores e, por fim, apresentada a estruturação desta dissertação.

Contexto

O crescimento econômico é um desejo almejado por qualquer país, pois ele proporciona mais lucros, capitalização e renda. O crescimento econômico de um país justifica-se quando seus investimentos são potencializados em alternativas que proporcionam os maiores retornos. O mercado de capitais propicia o crescimento econômico, pois constitui-se de mecanismos que incentivam a formação de poupança e são de fácil acesso a quem deseja investir. Esse mercado, constituído pelas bolsas de valores, é bastante eficiente para captar poupança e canalizá-la para as atividades mais produtivas ([Lopes, 2012](#)).

Entretanto, a precificação de uma ação comercializada no mercado acionário e nas bolsas de valores é dinâmica e depende diretamente do humor desse mercado. Essa dinamicidade do mercado atrai a atenção dos investidores, pois permite grandes ganhos a eles, principalmente quando as negociações são bem realizadas ([Souza, 2012](#)).

Segundo [Junior \(2013\)](#), em investimentos no mercado de capitais, objetiva-se sempre comprar ações quando o preço destas estiver a um baixo custo e vendê-las quando o seu preço estiver elevado. Desta forma, antecipar o comportamento da bolsa de valores significa gerar lucros e reduzir riscos e prejuízos. Essa antecipação, que também pode ser denominada como

predição, potencializa a rentabilidade de investimentos em ações (Rocha e Macedo, 2011).

O comportamento preditivo vem sendo explorado pela ciência da computação, mais precisamente, através de técnicas como: redes neurais artificiais, mineração de dados, lógica *fuzzy* e algoritmos genéticos. Esta última, é fundamental para o desenvolvimento da presente pesquisa.

Objetivo Geral

Desenvolver um serviço interoperável, baseado nos conceitos de um algoritmo genético para predição de valores de fechamento de ações comercializadas na bolsa de valores.

Objetivos Específicos

- Realizar levantamento bibliográfico acerca das áreas envolvidas na pesquisa;
- Especificar as principais variáveis a serem submetidas à predição;
- Definir um modelo probabilístico ou matemático para a predição;
- Modelar e codificar um serviço baseado no modelo definido;
- Executar o serviço a partir de uma base de dados;
- Gerar e avaliar os resultados obtidos nos testes.

Estrutura do Trabalho

Além deste capítulo introdutório, há mais 6 capítulos. No capítulo 2, é feita uma visão geral acerca do mercado de capitais, enfatizando o mercado de ações, as correntes de análise desse mercado e a abordagem dos indicadores técnicos no mercado acionário. No capítulo 3, apresenta-se os algoritmos genéticos, uma técnica de inteligência computacional baseada nos princípios darwinistas e genéticos utilizada em tarefas de otimização. No capítulo 4, são apresentados dois trabalhos sobre análise e predição da bolsa de valores por meio de algoritmos genéticos, os quais foram relevantes para o desenvolvimento desta pesquisa. Por conseguinte, no capítulo 5, são discutidos os principais aspectos referentes à implementação da abordagem de predição proposta. No sexto capítulo, são apresentados e discutidos os resultados obtidos. No último capítulo, são apresentadas as conclusões e contribuições da pesquisa e, por fim, as sugestões de trabalhos futuros que possam vir a melhorar os resultados obtidos.

Capítulo 2

Mercado de Capitais

Neste capítulo, será introduzida a base teórica sobre o mercado de capitais, necessárias para o entendimento do trabalho proposto. Conceitos que fundamentam o mercado de capitais são expostos, como: mercado acionário, Bovespa, títulos mobiliários, precificação, processo de investimento, e análise do mercado acionário. Por fim, serão apresentados alguns indicadores técnicos aplicados na predição e análise da bolsa de valores.

2.1 Mercado Acionário

Conforme [Pinheiro \(2007\)](#); [Cruz \(2011\)](#), o surgimento do mercado de capitais deu-se com o propósito de fornecer ao mercado de crédito uma manutenibilidade de recursos financeiros em condições ideais com relação a prazos, custos e exigibilidades. Graças ao mercado de capitais, há a formação de poupança privada de longo prazo e a capacidade de formação de uma sociedade pluralista, onde a participação pode ser conjunta. Esses fatores contribuem significativamente para o desenvolvimento econômico de um país.

O mercado de capitais é definido como um sistema de fornecimento de títulos mobiliários capaz de oferecer e facilitar liquidez aos títulos de emissão de empresas, ao mesmo tempo que garante o processo de capitalização, o qual ocorre por meio de negociações entre empresas e investidores, através da compra e venda de ações ([Bovespa, 2008](#)).

Quando as organizações ou empresas aderem ao mercado de capitais, parte dos seus bens são transformados em ações para serem negociadas entre investidores e futuros acionistas. Essas ações futuramente gerarão lucros e é nesse contexto que entra em atividade um novo tipo de mercado ([Pinheiro, 2007](#)).

O mercado de ações, como o nome sugere, é solícito à negociação de ações, ou títulos mobiliários, onde ocorrem operações de compra e venda de ações por intermédio das bolsas de valores. Conforme [Lopes \(2012\)](#), esse mercado, estruturalmente, divide-se em:

- Mercado primário: é a fase introdutória da mercado de ações. Nessa fase, as ações são negociadas pela primeira vez e corresponde ao processo de concessão e disponibilização de novas ações nesse mercado.
- Mercado secundário: é a fase posterior ao mercado primário. Nessa fase, há a comercialização, entre investidores de mercado, das ações disponibilizadas no mercado primário. Quando um investidor adquire uma ação, ele passa a ser dono dessa ação, podendo vendê-la para outros investidores.

Ainda conforme [Lopes \(2012\)](#), a distinção entre mercado de ações primário e secundário é observada no fato de que no mercado primário a organização é quem lucra com a venda de ações ao público, potencializando seu capital. No mercado secundário, porém, é o público quem lucra com a comercialização dessas ações, passando-as para outros investidores, através das corretoras que atuam nesse mercado.

2.2 Bovespa

Conforme a [Bovespa \(2008\)](#), as bolsas de valores oferecem um ambiente solícito a realização de negociações de ações. Essas ações também recebem o nome de títulos mobiliários e as negociações nas bolsas de valores acontecem de forma transparente. São nas bolsas de valores que as ações são ofertadas, cabendo-lhes como responsabilidade a fiscalização e a disponibilização de recursos para a realização de operações de compra e venda.

Segundo a [CVM \(2006\)](#), a bolsa de valores brasileira mais famosa é a Bovespa, um acrônimo para o nome Bolsa de Valores de São Paulo. Essa bolsa de valores encontra-se posicionada entre as maiores instituições de compra e venda de ações mundiais e é nela que ocorrem as maiores negociações de títulos e valores mobiliários de empresas e organizações, como Petrobrás, Banco do Brasil, Unibanco, Vale, dentre outras.

A Bolsa de Valores de São Paulo, ou simplesmente Bovespa, encontra-se sistematizada sob forma de sociedades anônimas e são supervisionadas e inspecionadas pela Comissão de Valores Mobiliários. Dentre as principais incumbências da Bovespa, estão: organizar e manter

um ambiente solícito à negociação de ações, disponibilizar sistemas para realização de compra e venda de ações, fiscalizar as regras impostas pela bolsa de valores e exercer quaisquer outros direitos que lhes sejam permitidas por lei. O mercado realizado dentro não só da Bolsa de Valores de São Paulo, mas de qualquer outra bolsa de valores é regido pela presença de três figuras bastante importantes: os gestores da bolsa, os especuladores e, por fim, os investidores. O primeiro é responsável por gerir as organizações comercializadas na bolsa de valores. O segundo explora a volatilidade do mercado acionário para obter algum tipo de lucro. Finalmente, os investidores objetivam comprar ações a um custo baixo para, conseqüentemente, vendê-las por um preço mais elevado (Pinheiro, 2007; Lopes, 2012; Junior, 2013).

2.3 Títulos Mobiliários

Como dito em algum momento em seções anteriores, títulos mobiliários e valores mobiliários possuem um mesmo significado dentro do ambiente de negociação em bolsas de valores. Portanto, uma ação negociada em bolsa de valores nada mais é do que um valor que representa uma parte pequena do capital de uma empresa disponível para comercialização no mercado acionário e nas bolsas de valores (Junior, 2013).

As ações comercializadas nas bolsas de valores e no mercado acionário outorgam direitos relacionados à sua classificação: ordinária ou preferencial. Nesse caso, as ações classificadas como ordinárias concedem ao seu dono o direito de participação nos resultados alcançados pela empresa e direito de escolha nas assembleias da empresa. Finalmente, os títulos e valores mobiliários, as ações, classificados como preferenciais dão ao seu dono prioridades na distribuição de dividendos, fixos ou mínimos (Pinheiro, 2007; Lopes, 2012).

O nome de uma ação segue um padrão especificado pela bolsa de valores da qual ela faz parte e é composto por quatro letras que identificam a empresa, seguido por um número que representa o tipo de ação negociada (Cruz, 2011). As ações que possuem códigos representados pelos números 3 e 4, por exemplo, representam ações ordinárias e preferenciais, respectivamente.

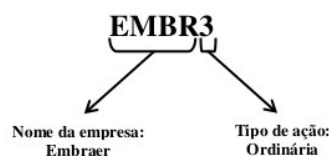


Figura 2.1: Nomeclatura de uma ação (Cruz, 2011, p. 22).

Algumas empresas que disponibilizam ações para serem comercializadas na bolsa de valores de São Paulo, são: Petrobrás, Vale, Itaú Unibanco, Bradesco, Banco do Brasil, Girdeau, Usiminas, Grupo Santander, Fibria, Companhia Eletrobrás e Cielo.

2.4 Precificação

A precificação de uma ação negociada em bolsa de valores pode ser observada na cotação da mesma. A cotação contém dados diários referentes as operações de compra e venda das ações (Lopes, 2012). Tais dados são definidos, conforme a MUNDOTRADE (2007), como segue.

- Data/hora: é o instante, representado em data e hora, em que foi realizada a cotação de uma ação comercializada na bolsa de valores.
- Preço mínimo: em cotação, esse dado sinaliza o preço mais baixo que uma determinada ação foi negociada em um determinado período.
- Preço máximo: em cotação, esse dado sinaliza o preço mais alto que uma determinada ação foi negociada em um determinado período.
- Valor de abertura: em cotação, esse dado sinaliza o preço inicial que uma determinada ação foi negociada em um determinado período.
- Valor de fechamento: em cotação, esse dado sinaliza o preço final que uma determinada ação foi negociada em um determinado período.
- Títulos: compreende o número total de ações, ou títulos mobiliários, negociadas em compras e vendas em um determinado período.
- Volume: é o somatório, em capital, dos valores da ação negociados em um período. Em valores de cotação diários, é o total pago por todos os compradores durante esse período;
- Negócio: é número de operações, sejam estas operações de compra ou operações de venda, realizadas no mercado em um determinado período. Se um investidor comprar 5 ações, por exemplo, esse dado de cotação é acrescentado como mais um negócio fechado.

Obviamente, observando a Figura 2.2, é possível determinar quando uma ação está em baixa ou em alta. Assim sendo, percebe-se que uma ação está em alta, quando o seu valor de

fechamento é maior do que o seu valor de abertura, todavia, quando o seu valor de abertura é maior do que o seu valor de fechamento, tal ação está em baixa.

Novamente, observando a Figura 2.2, percebe-se que a cotação é distinta para ações preferenciais e ordinárias, mesmo pertencendo à mesma empresa. A ação da Petrobrás, por exemplo, pode ser do tipo ordinária, através do ativo Petr3, ou preferencial, através do ativo Petr4, tendo, portanto, para cada tipo valores de cotação diferentes.

COD	PREÇO				DATA	VOLUME
	Abert.	Fech.	Min.	Máx.		
PETR3	27.10	26.91	26.55	27.24	31/01/2012	6.149.800
PETR4	24.75	24.57	24.33	24.94	31/01/2012	28.139.600

Figura 2.2: Cotação das ações PETR3 e PETR4, respectivamente.

2.5 Processo de Investimento em Bolsa de Valores

Conforme [Pinheiro \(2007\)](#); [Lopes \(2012\)](#), o processo de investimento em bolsa de valores é regido por 6 etapas; cada uma dessas etapas é apresentada conforme a Figura 2.3.

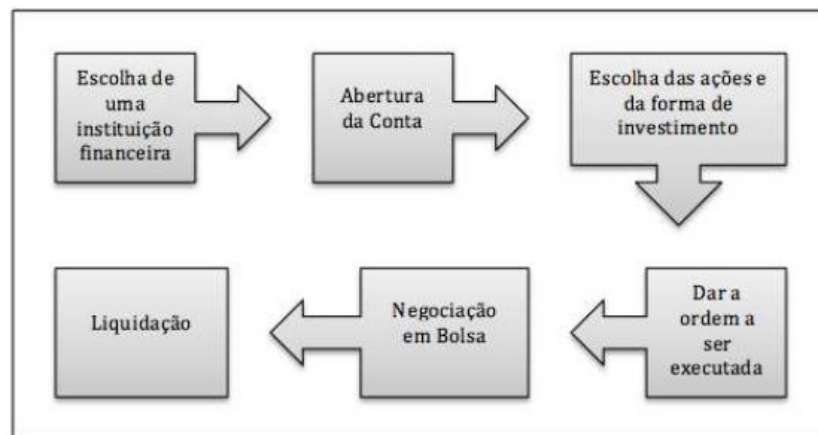


Figura 2.3: Investimento em bolsa ([Lopes, 2012](#), p. 24) ([Pinheiro, 2007](#)).

Segundo os autores supracitados, a fase inicial do processo de investimento em bolsa de valores é realizada por parte do investidor. Este deve preocupar-se em escolher uma instituição financeira para realizar o investimento. Após essa fase inicial, o investidor fica responsável pela abertura de uma conta nessa instituição financeira, explicitando quais títulos mobiliários devem ser adquiridos e a forma de investimento que ele deseja. Por conseguinte, este mesmo investidor ordena o investimento a ser realizado, fornecendo detalhes da negociação, a ser

executada pelos corretores. Finalmente, ocorre o processo de liquidação, que é a entrega do bem estabelecido no investimento, que no futuro é convertido em dinheiro. Esse processo de investimento, pode acontecer de duas formas: individual e coletiva.

2.6 Correntes de Análise do Mercado Acionário

Especular é considerada uma atividade característica do ser humano desde os seus primórdios até a atualidade, pois suas escolhas são consequências das opções que melhor adequam-se as suas necessidades, seja na vida pessoal, sentimental e até profissional. Com o mercado acionário e com as bolsas de valores isso não é diferente, pois o investidor, ao tomar uma decisão de compra ou venda de ações, é motivado por expectativas e sentimentos únicos que só ele entende (Matsura, 2006; Lopes, 2012).

Em 1696, Isaac Newton, conhecido pela criação das leis de gravitação universal, assumiu o cargo de diretor da Casa da Moeda Inglesa e, em certa ocasião, investiu determinado capital no mercado acionário, sofrendo uma grande perda com a quebra da bolsa *South Sea Blue*, o que o motivou a fazer a seguinte afirmação : “Consigo calcular o movimento dos corpos, mas não a insanidade das pessoas” (Yamaguchi, 2005).

Ainda de acordo com Yamaguchi (2005), passados mais de 280 anos da morte de Isaac Newton, a ciência ainda estuda formas de explicar a ”insanidade das pessoas”, através do desenvolvimento de técnicas matemáticas para análise do mercado financeiro. Charles Dow, por exemplo, realizou diversas pesquisas aprofundadas sobre a série temporal de preços da bolsa de valores, chegando a conclusão que esse ambiente, embora complexo, movimenta-se de forma lógica, sendo, portanto, previsível.

Existem duas abordagens que se propõem a estudar o mercado financeiro: análise fundamentalista e análise técnica. Embora assumam o mesmo propósito, essas análises diferem quanto a sua natureza, ambas são descritas nas seções que seguem.

2.6.1 Análise Fundamentalista

Conforme Cruz (2011), a análise fundamentalista, também conhecida como escola fundamentalista, objetiva prospectar sobre o futuro do mercado a partir do estudo de informações e dados capazes de qualificar a real situação de uma empresa ou organização. Esse tipo de análise pressupõe que a organização ou empresa avaliada disponha de recursos e mecanismos

de acompanhamento e fiscalização de desempenho.

A escola fundamentalista, ou análise fundamentalista, utiliza alguns modelos e índices para inferir valores do mercado, como índice de preços e lucros projetados, índice de preços e lucros históricos, fluxo de caixa descontados das projeções, rentabilidade do patrimônio, apuração de dividendos pagos por ação, dentre outros (Chichini, 2009). Além desses indicadores citados, existem outros indicadores estudados pela análise fundamentalista.

De acordo com Chaves (2004); Lopes (2012), através da análise fundamentalista e dos indicadores fundamentalistas, o preço de uma ação é predito baseado nas possíveis explicações no movimento dos preços dessa ação. Esse preço predito é então comparado com o preço real da ação, podendo ser classificado como sub-avaliado, sobre-avaliado ou preço justo. Cada uma dessas classificações é descrita conforme apresentado:

- Sub-avaliado: indica investimento e expectativas de lucro a quem deseja investir, uma vez que o preço estimado pela análise é menor que o preço real sinalizado pelo mercado;
- Sobre-avaliado: indica alerta a quem deseja investir no mercado, sinalizando venda da ação, uma vez que o preço estimado pela análise é maior que o preço real do mercado;
- Preço justo: não sinaliza entrada ou saída do negócio, uma vez que o valor estimado pelos indicadores fundamentalistas é igual ao preço do mercado.

2.6.2 Análise Técnica

De acordo com Nilson (1991); Cruz (2011), a análise técnica nasceu juntamente com o aparecimento do mercado de arroz oriental cultivado no quintal de Yodoya Keian, um comerciante japonês que tinha habilidades em transportar, distribuir e precificar arroz. Mais tarde, um outro comerciante, conhecido como Munehisa Homma, criou os *Candlesticks*, a forma mais antiga de representação gráfica dos preços.

Diferente do que acontece na análise fundamentalista, a análise técnica não propõe-se a entender as respostas para a dinamicidade de preços das ações, pois são infinitas as possibilidades. Esta escola de análise do mercado, na verdade, preocupa-se mais em entender os efeitos dessa dinamicidade (Matsura, 2006; Lopes, 2012). O princípio da análise técnica fundamenta-se no estudo da precificação de ações por intermédio de gráficos e de fórmulas matemáticas de natureza estatística e probabilística, parâmetros de cotações das ações, tendências futuras, entre outros (Cruz, 2011).

Conforme [Lopes \(2012\)](#), a teoria criada por Charles Dow constitui a base mais sólida e fundamental da escola de análise técnica e propõe o estudo das tendências sinalizadas pelo mercado. Esta teoria fundamenta-se na criação de uma média da série temporal de preços, por meio de uma amostra de dados, denominada índices. Hoje, diversos países que possuem mercado de ações, como o Brasil, por exemplo, possuem índices que representam essa média do comportamento dos preços.

2.6.3 Indicadores Técnicos

Os indicadores técnicos são equações de natureza estatística e probabilística que recebem como entrada valores de cotação e retornam resultados que auxiliam o processo de tomada de decisão de investidores ([Junior, 2013](#)). Aqui, descreve-se dois tipos de indicadores técnicos:

- Indicadores de momento: sinalizam momentos de entrada e saída no negócio, ou seja, indicam momentos de compra ou venda de ações. Alguns indicadores utilizados são o Índice de Força Relativa e o Índice de Canal Mercadológico ([GrafBolsa, 2014](#));
- Indicadores de tendência: sinalizam o sentido que o mercado caminha, se ele está em alta ou baixa. Como exemplo dessa classe de indicadores, temos as Médias Móveis, o *Moving Average Convergence and Divergence* e o *Average Directional Index* ([GrafBolsa, 2014](#)).

2.6.3.1 Média Móvel

Este indicador de tendência é o cálculo da média dos preços ao longo de um período. Quanto a sua natureza, essa média pode ser: simples, ponderada e exponencial. A primeira delas, a média móvel simples, nada mais é do que uma média aritmética, cuja soma dos preços é dividida pela quantidade de dias. A segunda, a média móvel ponderada, corresponde à média móvel simples, porém com atribuição de pesos aos preços, cujos maiores pesos são atribuídos aos preços mais recentes. Por fim, a média móvel exponencial corresponde à média móvel ponderada, porém a atribuição dos pesos ocorre exponencialmente ([Lopes, 2012](#)).

A utilização da média móvel pode ser bastante eficaz para analisar e inferir, com um leve atraso, a tendência futura que os preços caminham. Obviamente, para calcular as médias móveis de um determinado período é imprescindível a definição da janela de tempo a ser analisada ([Junior, 2013](#)).

2.6.3.2 *Moving Average Convergence and Divergence (MACD)*

O *Moving Average Convergence and Divergence* é um indicador de tendência inventado por Appel (2005) há quase 50 anos. Ele executa a distinção entre duas médias móveis exponenciais: a primeira de curto prazo (de 12 dias) e a segunda de longo prazo (de 26 dias). A fórmula para execução do MACD é:

$$MACD = MME(12) - MME(26) \quad (2.1)$$

Uma das interpretações do MACD é feita da seguinte forma: O MACD indica um sinal de alta quando passa do valor negativo para o positivo, e de baixa quando passa do valor positivo para o negativo (Appel, 2005).

2.6.3.3 *Average Directional Index (ADX)*

O ADX, ou *Average Directional Index*, criado pelo engenheiro americano Welles Wilder (1978), classifica-se como um indicador técnico que mensura a intensidade da direção do mercado, calculando a distinção entre valores mínimos e máximos em uma dada janela temporal. O seu valor sofre variações entre 0 e 100, onde os valores superiores a 60 são atípicos e os valores limites são de 20 para o mais baixo e 40 para o mais alto. Valores inferiores a 20 sinalizam fraca tendência e maiores que 40, uma forte tendência. Esse indicador não informa a direção da tendência, preocupando-se apenas com a intensidade dessa tendência (Junior, 2013).

Ainda conforme Junior (2013), este indicador utiliza dois outros indicadores também propostos por Wilder (1978), são eles: Indicador Direcional Positivo (DI^+) e Negativo (DI^-). O primeiro, o DI^+ , calcula a intensidade dos movimentos de alta, já o segundo, o DI^- , calcula a intensidade dos movimentos de baixa, durante um período de 14 dias. Por conseguinte, o MME_n é uma função para o cálculo de uma média exponencial desse período.

$$ADX = 100 * MME_n \left(\frac{DI^+ - DI^-}{DI^+ + DI^-} \right) \quad (2.2)$$

2.7 Considerações Finais

Neste capítulo, foi realizado um estudo sobre a base teórica do mercado acionário, onde foram enfatizados os conceitos referentes ao mercado de capitais e as correntes de análise do mercado acionário. No próximo capítulo, serão abordados sobre os algoritmos genéticos.

Capítulo 3

Algoritmos Genéticos

Neste capítulo, será feita uma introdução sobre inteligência artificial evolucionária, momento em que serão elicitados os principais aspectos referentes às características, funcionamento e aplicações dos algoritmos genéticos, que os tornam atrativos como ferramenta de análise e otimização dos mais variados tipos de problemas.

3.1 Introdução

De acordo com [Russel e Norvig \(2013\)](#), a inteligência artificial, ou inteligência computacional, é um campo científico estudado nas áreas de ciência da computação, engenharias, psicologia e matemática, que busca dotar aspectos inteligentes ao computador. Um desses principais aspectos inteligentes é conhecido como raciocínio. Para tanto, a inteligência artificial conta com algumas abordagens que possuem suas dadas importâncias, são elas: abordagem conexionista, abordagem simbólica e abordagem evolutiva.

A abordagem conexionista estuda modelos computacionais que emulam o funcionamento do cérebro humano, acreditando que a inteligência é fruto do comportamento complexo dos neurônios, e que estes produzem o aprendizado. Os principais exemplos do paradigma conexionista são as redes neurais artificiais ([Barreto, 2001](#); [Pereira, S L](#)).

A abordagem simbólica estuda a cognição, preocupando-se em estudar o aprendizado humano através de representações simbólicas. O objetivo desse paradigma é desenvolver o aprendizado, a partir de regras de produção e lógica de predicados. Os maiores exemplos dessa abordagem são os sistemas especialistas ([Barreto, 2001](#); [Pereira, S L](#)).

Por fim, a abordagem evolutiva preocupa-se em desenvolver modelos computacionais ba-

seados nos princípios de seleção natural e conceitos genéticos, a fim de realizar otimização matemática (Pozo et al., 2005). Os algoritmos genéticos e outras meta-heurísticas constituem os maiores exemplos desse paradigma e serão foco do presente capítulo.

A Figura 3.1 mostra os paradigmas que constituem a inteligência artificial, enfatizando a abordagem evolutiva, referente aos algoritmos genéticos, que será o foco da presente pesquisa.

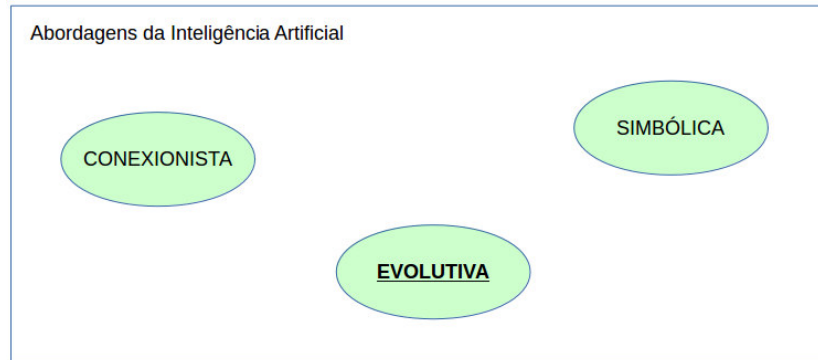


Figura 3.1: Abordagens da Inteligência Artificial.

3.2 Inteligência Artificial Evolutiva

Diversas teorias, desde os primórdios até os dias atuais, propõem explicar a evolução das espécies que habitam o planeta Terra, porém duas são as mais tradicionais. A primeira, denomina-se criacionismo, tem caráter religioso, e acredita que Deus concebeu, de forma separada, cada espécie que habita o planeta Terra. A segunda, denomina-se evolucionismo, tem caráter científico, e acredita no princípio da seleção natural, onde cada espécie passou por um processo de evolução, na qual suas características mais fortes foram passadas para as gerações atuais; no entanto, as características mais fracas desapareceram ao longo do tempo e das gerações (Darwin, 2010; Scott, 2004). O evolucionismo foi concebido por Darwin e, embora as bibliografias levem a crer que essa teoria teve grande domínio apenas na biologia, sabe-se que o darwinismo influenciou diretamente no surgimento da técnica de inteligência artificial evolutiva conhecida como algoritmos genéticos (Holland, 1975).

A inteligência computacional evolutiva estuda uma série de mecanismos de busca e otimização que emulam a evolução natural das espécies. Assim, são criados conjuntos de indivíduos que, em um meio, competem pela sobrevivência. Os indivíduos mais fortes sobrevivem e passam suas características para as futuras gerações. Suas principais técnicas são: estratégias evolutivas, algoritmos genéticos e programação genética (Pozo et al., 2005).

3.3 Algoritmos Genéticos (AGs)

Os algoritmos genéticos foram propostos pelo engenheiro americano J. H. Holland, nos anos 70, porém, antes disso, em meados anos 50 e 60, já haviam retratos de simulações computacionais de sistemas baseados em princípios genéticos. Holland, através da sua pesquisa e estudo intitulado "*Adaptation in Natural and Artificial Systems*", deu o ponto de partida necessário para o estudo dos algoritmos genéticos. Mais na frente, por volta dos anos 80, Goldberg logrou sucesso na aplicação dos algoritmos genéticos no ramo industrial. Hoje, os algoritmos genéticos são amplamente difundidos e utilizados em problemas relacionados a otimização matemática, busca em um espaço de soluções, e aprendizado de máquina (Poço et al., 2005).

De acordo com Holland (1975); Lucas (2002), os algoritmos genéticos fundamentam-se em dois processos: inicialização e evolução. No processo de inicialização, são fornecidos os dados de entrada para execução desse algoritmo genético. Por conseguinte, na evolução, esses dados de entrada passam por uma série de passos de otimização. O primeiro passo da evolução chama-se avaliação, que é o cálculo da aptidão de cada indivíduo, ou solução do problema, objetivando mensurar o quão bem esse indivíduo resolve um determinado problema. A seleção é o segundo passo da fase de evolução, nela há a escolha dos indivíduos, ou soluções do problema, que irão participar do processo de cruzamento, onde essa escolha depende diretamente da avaliação do indivíduo. Por conseguinte, o cruzamento é o terceiro passo da fase de evolução, ele também recebe o nome de reprodução e é a combinação cromossômica dos indivíduos selecionados na fase de seleção. O cruzamento gera novos filhos à população. A mutação é a alteração das características do indivíduo gerado, de forma a manter a generalidade da população. Finalmente, os dois últimos passos da fase de evolução são a atualização e a finalização. A atualização é a inserção dos indivíduos resultantes do processo de cruzamento, sendo estes mutados ou não, ao conjunto de indivíduos da população. A cada execução do passo de atualização de um algoritmo genético, novos indivíduos são acrescentados à população. A finalização é a implementação de um critério de parada do algoritmo genético.

Segundo (Fernandes, 2005), os algoritmos genéticos propõem-se a resolver casos de otimização, buscando a melhor solução dentre um conjunto de possíveis soluções para um problema. Sua inicialização dar-se com um conjunto de indivíduos que futuramente serão combinados, objetivando a obtenção de novos indivíduos que serão acrescentados à população inicial. Esse mecanismo é repetido ao longo de várias gerações e a cada nova repetição, a população é refinada

gerando melhores soluções para o problema em questão, acarretando em sua convergência.

3.3.1 Inicialização

A inicialização cumpre um papel bastante importante para o funcionamento dos AGs, pois funciona como camada de entrada de dados, onde são inseridas as possíveis soluções do problema a ser resolvido. Por essa razão, muitos autores afirmam que a inicialização é um grande responsável pelo desempenho dos algoritmos genéticos.

Segundo [Lucas \(2002\)](#), comumente, na área de algoritmos genéticos, utilizam-se os termos genoma e cromossoma para representar as possíveis soluções de um determinado problema, que também recebem o nome de indivíduo. Essa definição implica que um indivíduo, ou solução do problema, se resume ao conjunto de genes que possui, ou genótipo, porém sua avaliação é baseada na decodificação desse genótipo, conhecida como fenótipo.

A inicialização de um AG, segundo [Schuluz \(1997\)](#); [Goldberg \(1997\)](#); [Lucas \(2002\)](#), pode ser de acordo com quatro tipos de técnicas, são elas: inicialização uniforme, inicialização não uniforme, inicialização randômica com *dope* e inicialização parcialmente enumerativa. Esses autores definem tais técnicas, como segue. Na inicialização uniforme, o genótipo do indivíduo da população, ou solução do problema, é obtido por meio de um sorteio, no qual cada gene recebe, como valor, um elemento do conjunto de valores possíveis. Na inicialização não uniforme, o genótipo do indivíduo, ou solução do problema, é obtido por meio de um sorteio, porém certos valores armazenados no gene tendem a ser escolhidos rotineiramente. Na inicialização randômica com *dope*, os indivíduos da população, ou soluções do problema, são gerados por meio de um sorteio e, em seguida, à essa população são acrescentados indivíduos otimizados. Na inicialização parcialmente enumerativa, é gerada uma grande variedade de indivíduos de forma que a população comece com todos os esquemas possíveis de indivíduos.

Em termos gerais, os dados de entrada de um algoritmo genético são representados por um vetor com n genótipos. Na Tabela 3.1, por exemplo, é apresentada a inicialização de um AG, cujos genótipos inseridos representam os fenótipos 0, 1, 2, 3 e 4, respectivamente.

Tabela 3.1: Dados de entrada de um algoritmo genético.

Genótipo
0000
0001
0010
0011
0100

3.3.2 Avaliação

A avaliação é a primeira fase do processo de evolução de um algoritmo genético, onde entra em cena o conceito de função de aptidão, também denominada *fitness*. Esta função é calculada para que se possa mensurar o quão boa é essa solução, ou indivíduo, e se ela contribuirá para a resolução de um determinado problema (Rosa e Luz, 2009).

O *fitness* de um indivíduo é calculado com base no problema proposto. Logo, se os dados da Tabela 3.1 forem utilizados para otimizar a função x^2 , tem-se:

Tabela 3.2: Indivíduos e seus respectivos fitness.

Genótipo	Fenótipo	<i>Fitness</i> (x^2)
0000	0	0
0001	1	1
0010	2	4
0011	3	9
0100	4	16

Conforme Lucas (2002), os algoritmos genéticos podem ser aplicados em problemas de escalonamento, cuja finalidade é não permitir violação de restrições. Logo, é possível penalizar cada restrição desobedecida. Assim, o valor do *fitness* do indivíduo corresponde ao inverso das somas de todas as penalidades recebidas por ele, onde i representa o índice do indivíduo em questão e j a penalidade associada à regra infringida.

$$f(G) = \frac{1}{\sum_{j=1} penalidade_{ij}} \quad (3.1)$$

3.3.3 Seleção

De acordo com Rosa e Luz (2009), a seleção é executada posteriormente ao cálculo da aptidão dos indivíduos, ou soluções, e sua implementação fundamenta-se no princípio da seleção natural, onde os indivíduos mais aptos possuem mais chances de gerar filhos; já os indivíduos menos aptos possuem menor chance de gerar descendentes. Algumas técnicas de seleção implementadas por algoritmos genéticos, segundo (Lucas, 2002), são citadas : torneio, classificação e método da roleta. Este último autor define essas técnicas, como segue:

1. Torneio: os indivíduos são colocados em grupos distintos, e, dentro de cada grupo, irão disputar uns com os outros. Os melhores indivíduos de cada grupo são selecionados;
2. Classificação: também conhecida como ranqueamento. Nela, os indivíduos são postos em

fila, ordenados conforme os seus respectivos valores de aptidão, ou *fitness*. A chance de um indivíduo ser escolhido é determinada pela posição em que o mesmo ocupa nessa fila.

3. Método da roleta: é sorteado um valor dentro do intervalo do somatório do valor total de aptidão da população e o indivíduo com valor de aptidão mais próximo deste valor sorteado é o escolhido para compor o processo de cruzamento ou reprodução.

Em um exemplo de otimização numérica, caso o objetivo seja maximizar a função x^2 , os indivíduos mais prováveis de serem selecionados, dependendo do método de seleção, são 0011 e 0100, representados de azul. Porém, caso o objetivo seja minimizar x^2 , as prováveis seleções serão dos indivíduos 0000 e 0001, representados de vermelho, como mostra a Tabela 3.3.

Tabela 3.3: Indivíduos selecionados.

Genótipo	Fenótipo	<i>Fitness</i> (x^2)
0000	0	0
0001	1	1
0010	2	4
0011	3	9
0100	4	16

3.3.4 Cruzamento

O cruzamento é executado após a seleção, e nele ocorre a troca de características dos indivíduos selecionados, objetivando originar novos indivíduos. Ressalva-se que, nessa fase, pretende-se propagar características ideais dos melhores indivíduos da população, para que a população concentre-se de indivíduos cada vez mais aptos (Rosa e Luz, 2009).

Existem várias técnicas de cruzamento, tais como: cruzamento uniponto, cruzamento multiponto, cruzamento segmentado, cruzamento uniforme e cruzamento aritmético. Cada uma dessas técnicas apresenta natureza distinta, conforme descrito a seguir:

1. Cruzamento uniponto: é definido, por meio de um sorteio, um ponto de separação cromossômica, onde em cada parte desse ponto de separação são copiados os cromossomos dos indivíduos selecionados. Neste método, geralmente dois filhos são gerados, mas isso não é uma regra que se aplica a todos os casos (Fillito, 2008).
2. Cruzamento multiponto: é definido, por meio de um sorteio, mais de um ponto de separação cromossômica, de forma fixa, onde em cada ponto de separação são copiados os cromossomos dos indivíduos selecionados (Fillito, 2008; Lucas, 2002).

3. Cruzamento segmentado: é semelhante ao cruzamento multiponto, diferenciando-se por sortear um número de pontos de corte toda vez que é executado (Lucas, 2002);
4. Cruzamento uniforme: cada gene a ser gerado é obtido copiando o correspondente gene dos seus pais. Este gene é selecionado conforme uma máscara de cruzamento. Todas as posições da máscara de cruzamento são percorridas e quando o valor da posição corrente for igual a 1, o gene de um pai, referente à mesma posição da máscara é copiado. Se o valor da máscara for igual a 0, o gene do outro pai é copiado (Syswerda, 1991).
5. Cruzamento aritmético: é executada uma operação aritmética, dependendo o problema proposto, sobre os pais, tendo como resultado um novo indivíduo (Obtiko, 1998a):

$$10010011 + 01101001 = 11111100 \quad (3.2)$$

3.3.5 Mutação

Conforme Lucas (2002), a mutação ocorre sobre os filhos gerados na reprodução e objetiva generalizar a população. Essa fase permite explorar diversas opções nas buscas, mantendo assim a generalização. O autor supracitado elenca e define algumas técnicas de mutação, como a mutação *flip*, a mutação por troca e mutação *creep*, como segue:

1. Mutação *flip*: cada gene da mutação recebe um valor aleatório do conjunto de elementos válidos, e a escolha desse gene é feita por meio de um sorteio;
2. Mutação por troca: há um sorteio de k pares de genes, e os elementos do par permutam de valor entre si. Tal método também é chamado de *swap mutation*;
3. Mutação *creep*: há uma operação sobre o indivíduo a ser mutado. Algumas referências afirmam que nesta técnica um valor randômico é acrescentado ou decrescido do valor do gene. A mutação *creep* lembra o cruzamento aritmético.

3.3.6 Atualização e Finalização

Na atualização, os indivíduos gerados na etapa de reprodução, sendo estes mutados ou não, são adicionados na população. Essa fase, segundo alguns autores, também recebe o nome de geração. A finalização, como próprio nome sugere, corresponde a implementação de um critério de parada da fase de evolução de um algoritmo genético (Lucas, 2002).

3.4 Considerações Finais

Neste capítulo, foram apresentados os algoritmos genéticos, uma técnica de inteligência artificial inspirada nos mecanismos darwinistas e conceitos genéticos.

No próximo capítulo, serão abordados dois trabalhos sobre análise da bolsa de valores por algoritmos genéticos, os quais foram relevantes para o desenvolvimento do presente trabalho.

Capítulo 4

Trabalhos Relacionados

No contexto do mercado acionário e das bolsas de valores, existem alguns trabalhos que se propõem a analisar e prever o comportamento desse mercado por meio de algoritmos genéticos. Neste capítulo, dois trabalhos que envolvem esse escopo são apresentados. Esses trabalhos foram de grande relevância, pois contribuíram para a proposta, concepção e desenvolvimento do estudo proposto nesta dissertação.

4.1 Introdução

Como já dito em capítulos anteriores, o mercado acionário é uma oportunidade de crescimento econômico (Lopes, 2012). Sua precificação possui natureza bastante dinâmica e oscilatória, influenciada pela lei da oferta e procura por uma determinada ação. Esse comportamento do mercado acionário é visto, aos olhos de muitos investidores, como oportunidades reais de rentabilidade (Souza, 2012). Nesse contexto, o uso da predição do mercado acionário pode propiciar lucros em investimentos acionários (Rocha e Macedo, 2011).

A inteligência artificial, ou inteligência computacional, tem sido amplamente aplicada dentro do contexto de predição do mercado acionário, na construção de abordagens computacionais capazes de explorar dados importantes do mercado (Junior, 2013). Algumas técnicas de inteligência computacional que atuam como subsídio para análise e predição do mercado acionário, são: redes neurais artificiais, lógica nebulosa e algoritmos genéticos. Estes, são o foco do presente trabalho, que, de acordo com Marques e Gomes (2009), constituem uma técnica utilizável em análise de séries temporais financeiras, que podem ser conceituadas como uma coleção de observações financeiras feitas sequencialmente, ao longo do tempo.

Um levantamento feito por [Wuerges e Borba \(2010\)](#), através do seu artigo "*Neural Networks, Fuzzy Logic and Genetic Algorithms: Applications and Possibilities in Finance and Accounting*", constatou que, até o ano de 2007, existiam cerca de 258 trabalhos publicados relacionados à análise do mercado financeiro por meio de redes neurais artificiais, lógica fuzzy, algoritmos genéticos ou modelos híbridos. Este estudo também revelou que apenas 79 destes trabalhos referiam-se ao mercado de ações, dispostos conforme a Tabela 4.1.

Tabela 4.1: Trabalhos relacionados ao mercado financeiro.

Técnica	Redes Neurais	Lógica Fuzzy	Algoritmos Genéticos	Modelos Híbridos
Ações	45	7	11	16
Câmbio	25	2	1	10
Análise Crédito	24	4	2	6
Falências	17	3	5	6
Gestão de carteira	4	11	3	-
Derivativos e futuros	14	2	-	-
Juros	7	3	2	2
Fraudes	5	-	-	1
Outros	18	5	4	1

Dentre os trabalhos relacionados ao casamento entre o mercado de ações e os algoritmos genéticos, destacam-se "Maximização de Lucros em Investimentos: Uma Abordagem a Partir do MACD com o emprego de Algoritmos Genéticos e Lógica Fuzzy"; e "Otimização na Seleção de Ativos e no Portfólio Utilizando Algoritmos Genéticos". Estes trabalhos, realizados após o levantamento feito por [Wuerges e Borba \(2010\)](#), serão apresentados, como segue.

4.2 Maximização de Lucros em Investimentos

[Marques \(2010\)](#), em seu trabalho intitulado "Maximização de Lucros em Investimentos: Uma Abordagem a Partir do MACD com o emprego de Algoritmos Genéticos e Lógica Fuzzy", apresentou uma ferramenta de parametrização do indicador técnico conhecido como MACD. Este indicador, como explicado no Capítulo 2, é constituído por médias exponenciais e utiliza janelas temporais para indicar momentos favoráveis de compra e venda de ações.

Os resultados alcançados pela pesquisa supracitada foram possíveis devido a implementação de um sistema inteligente de acompanhamento de tendências denominado SIAT. Esta ferramenta, desenvolvida por meio da linguagem de programação Java, utilizou duas abordagens de inteligência computacional, sendo considerada um modelo híbrido de predição.

Inicialmente, foi utilizado um algoritmo genético para alisamento dos parâmetros presentes na construção do indicador técnico conhecido como MACD. Esse algoritmo encontrou

configurações lucrativas para esse indicador. Por conseguinte, foi acrescentada uma máquina de inferência *fuzzy* aos resultados obtidos, cujo intuito foi classificar as ordens de compra e venda, contribuindo para potencializar o número de negociações que geram ganhos e lucros.

4.3 Otimização na Seleção de Ativos e no Portfólio

Raposo (2010), com o trabalho "Otimização na Seleção de Ativos e no Portfólio Utilizando Algoritmos Genéticos", introduziu um conceito bastante importante inerente ao mercado acionário, que é o de Carteira de Investimentos, ou Portfólio. Estes são definidos como um conjunto de ações pertencentes a alguém que investe, seja este investidor uma pessoa física ou jurídica. Essas ações são disponibilizadas por organizações.

Neste trabalho, foram abordados e comparados dois métodos de seleção de ativos através de algoritmos genéticos. O primeiro método fez um agrupamento de 137 ativos da Bovespa em 5 grupos, o segundo método selecionou os 12 ativos mais promissores, através de critérios aperfeiçoados por esse algoritmo genético, levando em consideração a obtenção de ativos com maiores expectativas de lucro e menores riscos de prejuízos.

Após selecionados os ativos, outro algoritmo genético foi utilizado para aperfeiçoar Portfólios. Para tanto, fez uso do modelo de Markowitz e o Critério da Fronteira para a estruturação da Carteira de Investimentos. Esse aperfeiçoamento tratou-se de um problema complexo, devido à diversidade combinatória, pois são N ativos para a carteira numa base de dados com 137 opções, reforçando a necessidade da concepção de ferramentas e abordagens inteligentes para resolução desse tipo de problema. Tanto o modelo de Markowitz quanto o Critério da Fronteira são teorias de Finanças que abordam conceitos de risco e retorno.

Na execução do programa, os algoritmos genéticos geraram soluções, avaliaram-nas conforme o rendimento e forneceram o melhor conjunto de ativos para compor o portfólio. O Evolver 4.0 para o Excel foi utilizado como ferramenta para evolução das soluções.

Em virtude da complexidade envolvida, Raposo (2010) classificou os resultados da sua pesquisa como satisfatórios, pois seus métodos de seleção conseguiram diminuir a quantidade de ativos que foram utilizados na elaboração dos Portfólios. Tais resultados mostraram-se bastante flexíveis, uma vez que o método de agrupamento conseguiu criar 5 grupos distintos de carteiras, no qual todos os ativos foram considerados, ao invés de utilizar apenas aqueles 12 ativos mais relevantes. Assim, foi possível aumentar a possibilidade de ganhos.

Por fim, o autor afirmou que, como estudos futuros, pretendia comparar as rentabilidades dos resultados gerados no seu trabalho com os resultados de outros estudos utilizados no mercado de ações para escolha de ativos e formação de carteiras e portfólios.

4.4 Discussão

Quanto aos trabalhos relacionados aos algoritmos genéticos, observou-se que, até por conta da sua natureza, os mesmos são predominantemente aplicados a problemas de otimização, como por exemplo, nos trabalhos de [Marques \(2010\)](#), [Raposo \(2010\)](#). No primeiro trabalho, o autor despertou o interesse em utilizar os algoritmos genéticos para encontrar ideais configurações para o indicador técnico MACD, com o intuito de descobrir os melhores dias para se investir em uma determinada ação. Por fim, no segundo estudo, a otimização deu-se em carteiras de investimentos, e o autor propôs uma abordagem capaz de, a partir de um conjunto de 137 ativos da bolsa de valores, elaborar 5 carteiras de investimentos distintas, considerando as maiores expectativas de lucros. Outros trabalhos relacionados à análise do mercado financeiro por meio dos AGs, como o trabalho de [Marques e Gomes \(2009\)](#), também foram estudados. Este último trabalho não foi discutido em seções anteriores deste capítulo, pois apresenta natureza bastante parecida com um dos trabalhos já mencionados.

Uma curiosidade sobre os trabalhos pesquisados sobre predição da bolsa de valores por meio de algoritmos genéticos, é que os mesmos, geralmente, objetivam resolver problemas de otimização ou auxiliar outra técnica para predição de tendências do mercado. Não foram encontrados trabalhos que abordassem a utilização dos algoritmos genéticos, trabalhando de forma individual, para predição de valores de fechamento de ações da bolsa de valores.

4.5 Considerações Finais

Neste capítulo, foi feito um levantamento bibliográfico acerca dos trabalhos que envolveram o casamento entre as técnicas de inteligência computacional e o mercado acionário, cuja ênfase foi dada às pesquisas relacionadas aos algoritmos genéticos.

No próximo capítulo será apresentado o trabalho proposto, quando serão enfatizadas as técnicas envolvidas na concepção do mesmo e seus aspectos de desenvolvimento.

Capítulo 5

Trabalho Proposto

Esta dissertação propõe a modelagem e implementação de um serviço baseado em algoritmos genéticos para predição da bolsa de valores. Nesse contexto, o presente capítulo apresenta os principais aspectos técnicos de desenvolvimento desse serviço, que não visa ser crucial para a tomada de decisão, e sim uma ferramenta que, combinada com outras informações relevantes, possa fornecer maior precisão para o investidor ao comprar ou vender ativos.

5.1 Introdução

O serviço proposto nesta dissertação é parte de uma plataforma de predição da bolsa de valores que está em fase de desenvolvimento no Laboratório de Sistemas Inteligentes da Universidade Federal do Maranhão. Tal plataforma visa proporcionar ao investidor formas de antecipação do comportamento do mercado acionário, de acordo com várias perspectivas:

1. predição de valores de fechamento e de oscilações futuras;
2. análise de riscos em investimentos;
3. gerenciamento de especulações;
4. previsão de tendências.

Para efetuar essas funcionalidades, a plataforma de predição em questão, que recebe o nome de Isis, em menção ao termo *Intelligent Software for Investment Stock*, utiliza técnicas de inteligência computacional, tais como as redes neurais artificiais, lógica nebulosa, mineração de dados, mineração de textos, agentes de software e algoritmos genéticos. Por apresentar uma

grande variedade de técnicas, espera-se que essa ferramenta seja mais robusta do que outras aplicações existentes. A esquematização técnica da plataforma Isis é mostrada na Figura 5.1.

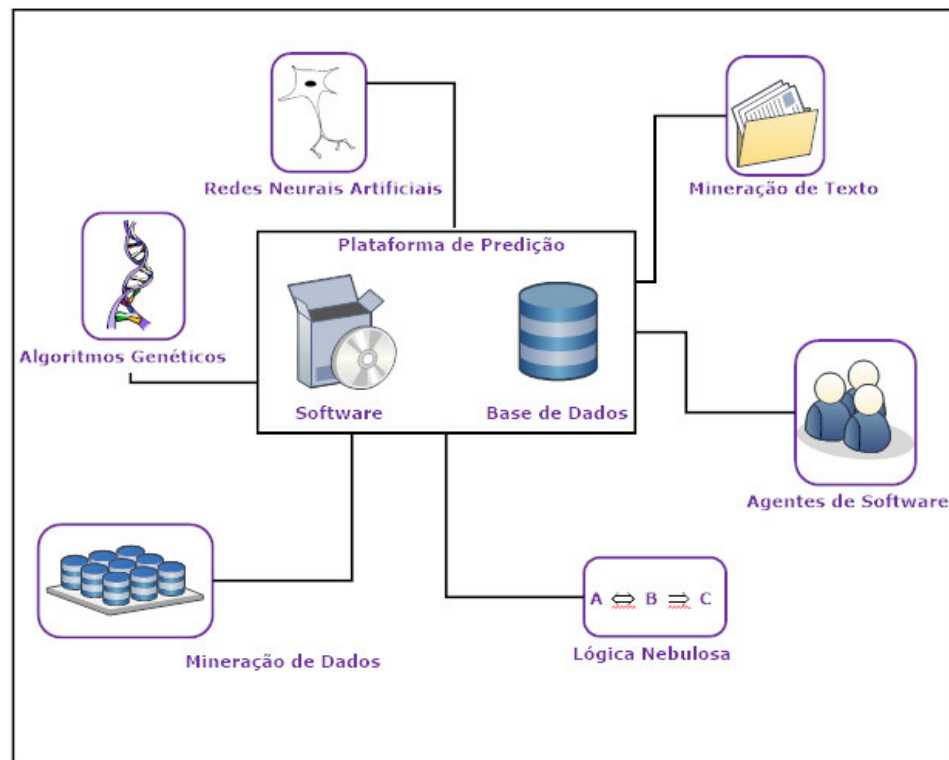


Figura 5.1: Esquematização técnica da plataforma Isis.

Uma das principais exigências da plataforma Isis é a interoperabilidade e comunicação entre as técnicas de predição disponibilizadas por ela, de modo que uma técnica possa oferecer recursos para outra. Essa característica torna-se bastante interessante, pois possibilita criar abordagens híbridas de predição, e sugere que tais técnicas sejam concebidas através de serviços.

5.2 Serviços

Serviços são funcionalidades de sistemas de software implementadas conforme a especificação da arquitetura orientada a serviço. Estas, são soluções para o desenvolvimento de sistemas de natureza distribuída e que foram projetadas para apoiar a interoperabilidade de informações. Em outras palavras, por meio da arquitetura orientada a serviços é possível que plataformas e tecnologias de implementação distintas possam se comunicar, tendo como propósito atingir um objetivo em comum (Sommerville, 2007).

Os *Web Services* são exemplos de serviços propostos pela arquitetura orientada a serviços (Sommerville, 2007). Sua implementação é pautada em duas etapas de desenvolvimento:

codificação e documentação. Estas etapas são descritas, como segue:

1. Codificação: refere-se à especificação das funcionalidades do *Web Service*, por meio de uma linguagem de programação que implemente mecanismos orientados a serviços. Dentre os mecanismos existentes nessas linguagens, destaca-se o *simple object access protocol*, sendo um protocolo para troca de mensagens pautado em requisição e resposta, que permite a um cliente chamar serviços e o servidor responder (Welling e Thomson, 2005).
2. Documentação: é a definição do *Web Service* através de uma linguagem de descrição de dados, como a *Web Services Description Language*. Ela permite descrever a interface de serviço codificado, fornecendo, assim, as informações para que esse serviço seja utilizado por outras aplicações e sistemas externos (Welling e Thomson, 2005).

Após o serviço ser codificado e documentado, o mesmo passa a estar pronto para ser consumido por outra aplicação externa autorizada a executar esse serviço (Erl, 2009). Essa autorização nada mais é do que o acesso da aplicação externa à documentação do serviço, pois é a partir dessa documentação que a aplicação externa tem acesso às informações necessárias para usufruir do serviço. Essas informações são:

1. os parâmetros necessários para a execução do serviço;
2. os protocolos utilizados na fase de codificação;
3. as informações de retorno do serviço;

A abordagem a ser descrita nas próximas seções descreve um algoritmo genético implementado através de tecnologias orientadas a serviços para predição da bolsa de valores. Tal serviço recebe, como dados de entrada, o nome do ativo a ser analisado e retorna, como saída, o valor de fechamento do ativo para o dia seguinte à solicitação, como descrito através da Figura 5.2.

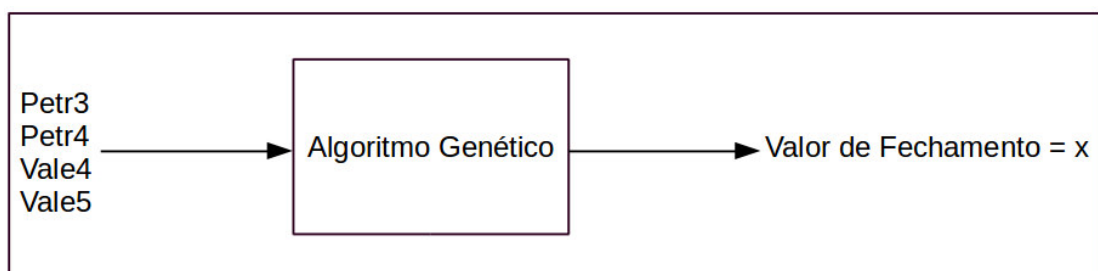


Figura 5.2: Serviço de predição baseado em algoritmos genéticos

5.3 Inicialização

Após o usuário informar à plataforma qual ação deve ser analisada, o algoritmo genético é, automaticamente, executado. A inicialização constitui a primeira etapa do funcionamento desse algoritmo, quando são inseridas as informações relevantes para a predição.

O método de inicialização utilizado pelo algoritmo foi a técnica determinística. Segundo ela, os indivíduos da população devem ser inicializados com valores não aleatórios e baseados em algum critério. No caso do modelo proposto, esses valores correspondem aos preços de fechamento de 100 dias anteriores da ação solicitada pelo usuário. Em síntese, os dados inicializados pelo algoritmo correspondem a um vetor com 100 valores de fechamento.

Tabela 5.1: Vetor de entrada do algoritmo genético

$Vetor_{[i]}$	$Preço_{[i]}$
$Vetor_{[0]}$	$Preço_{[0]}$
$Vetor_{[1]}$	$Preço_{[1]}$
$Vetor_{[2]}$	$Preço_{[2]}$
$Vetor_{[3]}$	$Preço_{[3]}$
$Vetor_{[4]}$	$Preço_{[4]}$
$Vetor_{[5]}$	$Preço_{[5]}$
...	...
$Vetor_{[99]}$	$Preço_{[99]}$

A obtenção dos valores de entrada da inicialização foi possível graças à plataforma *Yahoo Finance*, que disponibiliza dados financeiros via requisição *web*, onde são passados os seguintes parâmetros: código da ação, mês inicial, dia inicial, ano inicial, dia final, mês final, ano final e agrupador de valores (Junior, 2013). Na Tabela 5.2, tais parâmetros são apresentados.

Tabela 5.2: Parâmetros de entrada da plataforma *Yahoo Finance* (Junior, 2013, p.75).

Parâmetro	Descrição
s	Código da ação
a	Mês inicial
b	Dia inicial
c	Ano Inicial
d	Mês final
e	Dia final
f	Ano final
g	Tipo de agrupamento

Para exemplificar o uso dos parâmetros apresentados na Tabela 5.2, será feita a seguinte requisição ao *Yahoo Finance*: <http://ichart.finance.yahoo.com/table.csv?s=PETR4.SA&a=00&b=1&c=2008&d=00&e=31&f=2012&g=d>, que retornará a cotação do ativo preferencial da Petrobrás, simbolizado pela sigla *Petr4*, entre os anos de 2008 a 2012 (Junior, 2013). Na Figura

5.3, é ilustrado o resultado de uma requisição de dados de uma determinada ação, na qual são informados: data, valor da abertura, máximo, mínimo, fechamento e volume.

29/01/2013	19,35	19,37	18,84	19,11	27.097.900	
28/01/2013	19,73	19,81	19,27	19,37	20.122.600	
24/01/2013	19,37	19,75	19,37	19,61	19.012.000	VOLUME
23/01/2013	19,42	19,63	19,23	19,55	17.200.800	
22/01/2013	19,42	19,61	19,23	19,58	21.535.100	VALOR DE FECHAMENTO
21/01/2013	19,57	19,6	19,27	19,39	18.086.200	
18/01/2013	19,8	19,89	19,54	19,58	18.915.500	VALOR MÍNIMO
17/01/2013	19,86	19,93	19,6	19,71	19.719.600	
16/01/2013	19,89	19,89	19,6	19,81	16.707.000	VALOR MÁXIMO
15/01/2013	20,01	20,24	19,69	19,82	29.633.900	
14/01/2013	20,01	20,24	19,83	19,72	28.502.400	VALOR DE ABERTURA
11/01/2013	19,85	20,04	19,7	19,88	18.223.600	
10/01/2013	19,77	20,05	19,54	19,83	17.526.300	DATA
09/01/2013	19,64	19,87	19,46	19,68	24.361.100	
08/01/2013	20,11	20,23	19,46	19,5	29.091.300	
07/01/2013	20,48	20,67	19,95	20,08	28.069.600	

Figura 5.3: Informações obtidas no *Yahoo Finance* (Junior, 2013, p.76).

5.4 Avaliação

Depois de ter os dados inicializados, entra em atividade a fase de avaliação, responsável pelo cálculo da aptidão individual dos valores de entrada (Rosa e Luz, 2009).

No modelo proposto, para executar o processo de avaliação, o vetor de entrada foi transformado em uma matriz, onde, além dos preços de fechamento informados na inicialização, foi adicionada uma nova coluna contendo valores de predição desses preços com base em uma média móvel de 25 dias. Essa matriz pode ser observada na Tabela 5.3.

Tabela 5.3: Matriz para cálculo da aptidão de indivíduos.

$Matriz_{[i]}$	$Preço_{[i]}$	$PrediçãoMM25_{[i]}$
$Matriz_{[0]}$	$Preço_{[0]}$	$PrediçãoMM25_{[0]}$
$Matriz_{[1]}$	$Preço_{[1]}$	$PrediçãoMM25_{[1]}$
$Matriz_{[2]}$	$Preço_{[2]}$	$PrediçãoMM25_{[2]}$
$Matriz_{[3]}$	$Preço_{[3]}$	$PrediçãoMM25_{[3]}$
$Matriz_{[4]}$	$Preço_{[4]}$	$PrediçãoMM25_{[4]}$
$Matriz_{[5]}$	$Preço_{[5]}$	$PrediçãoMM25_{[5]}$
$Matriz_{[6]}$	$Preço_{[6]}$	$PrediçãoMM25_{[6]}$
...
$Matriz_{[99]}$	$Preço_{[99]}$	$PrediçãoMM25_{[99]}$

O valor de predição por média móvel de 25 dias é determinado com base na média dos 25 preços de fechamento, anteriores ao preço de fechamento corrente. Esse tipo de média móvel

foi escolhido para fazer parte do modelo, pois, de acordo com especialistas, é o indicador mais utilizado por especialistas em tendências do mercado acionário.

Após a matriz de dados estar completa, foi efetuado um novo cálculo, mostrado como segue, cuja finalidade foi inferir a média de todas as predições por média móvel de 25 dias. A obtenção desse resultado é bastante relevante, pois reflete o comportamento da ação ao longo dos dias.

$$\text{Média de Predição} = \frac{(\sum_{i=0}^{99} \text{PrediçãoMM25}_{[i]})}{100} \quad (5.1)$$

Por fim, a aptidão de cada preço de fechamento é calculada baseado na diferença entre o valor de fechamento corrente e a média de predição total, em que quanto menor for essa diferença, mais apto o indivíduo é considerado. O cálculo da aptidão é apresentado como segue.

$$\text{Aptidão}_{[i]} = \text{Média de Predição} - \text{Preço}_{[i]} \quad (5.2)$$

Uma ressalva importante a ser feita é que os valores de predição com base em média móvel de 25 dias anteriores, utilizados para calcular a média de predição total e, por conseguinte, o valor de aptidão de cada indivíduo, também foi obtido através da plataforma *Yahoo Finance*.

5.5 Seleção

A seleção refere-se ao processo de escolha de indivíduos para participarem do processo de cruzamento, em que, geralmente, a aptidão desse indivíduo é o critério fundamental para determinar a probabilidade de o mesmo ser escolhido (Lucas, 2002). Como dito no Capítulo 3, existem vários métodos que se propõem a executar tal tarefa, tais como: técnica de ranqueamento, seleção por torneio, seleção uniforme e método da roleta.

O método da roleta, ou técnica de seleção po roleta, foi a abordagem escolhida para a escolha dos preços de fechamento mais aptos a executarem predições de preços futuros. Segundo ela, é calculado o valor total da aptidão da população de indivíduos e, em seguida, é sorteado um valor dentro do intervalo desse valor total. Finalmente, o indivíduo que possuir um valor de aptidão mais próximo deste último valor sorteado é selecionado (Lucas, 2002).

Para um melhor entendimento da seleção por roleta, imaginemos que cada indivíduo da população seja posto em uma roleta, a qual, ao ser girada, refletirá com maior probabilidade os indivíduos com maiores graus de aptidão (Obtiko, 1998b). A escolha desse método para

compor a abordagem desta dissertação baseou-se no fato de ser a técnica de seleção mais utilizada nos demais trabalhos e que, segundo diversos autores, é o método mais democrático, pois considera todos os indivíduos do conjunto. A seleção por roleta é ilustrada na Figura 5.4.

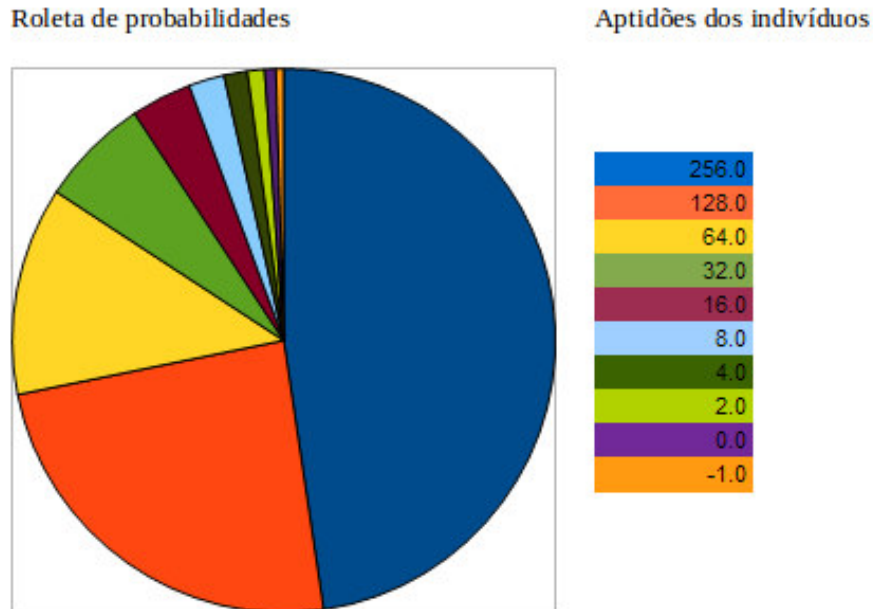


Figura 5.4: Ilustração da seleção por roleta. Fonte (MQL5, 2014)

É importante salientar que, por conta de a fase de avaliação atribuir pesos maiores aos indivíduos com valores de aptidão menores, estes serão mais prováveis de serem escolhidos no método da roleta. O algoritmo de seleção por roleta é mostrado a seguir:

Algoritmo 1 Algoritmo de seleção por roleta (Pozo et al., 2005, p.11)

```

1: Início
2:
3:    $T$  = soma dos valores de aptidão de todos os indivíduos da população
4:
5:   Repita  $N$  vezes para selecionar  $n$  indivíduos {
6:      $r$  = valor aleatório para selecionar  $n$  indivíduos de 0 a  $T$ 
7:     Percorra sequencialmente os indivíduos acumulando em  $S$  a aptidão dos mesmos
8:     Se  $S \geq r$  {
9:       Selecione o indivíduo corrente
10:    }
11:  }
12: ...

```

Ao final do processo de seleção, espera-se que os dois valores de fechamento mais aptos, de acordo com o critério especificado na etapa de seleção, sejam escolhidos para compor o processo de cruzamento. Na linguagem genética, esses dois indivíduos são nomeados como pais.

5.6 Cruzamento

O cruzamento corresponde à troca de material genético entre os indivíduos escolhidos na fase de seleção, objetivando a geração de outros indivíduos mais aptos (Rosa e Luz, 2009).

Na abordagem proposta, a técnica utilizada para a obtenção de filhos é conhecida como cruzamento aritmético. Segundo ela, a obtenção de novos indivíduos deve acontecer por meio de operações aritméticas entre os valores genéticos dos pais (Obtiko, 1998a). Como na fase de seleção dessa abordagem são escolhidos dois preços de fechamento, estes reproduzir-se-ão, resultando na obtenção de um filho, cujo valor genético corresponderá à média desses preços:

$$Filho = \frac{Indivíduo\ Seleccionado_1 + Indivíduo\ Seleccionado_2}{2} \quad (5.3)$$

Em cada fase do algoritmo genético há uma tentativa de aproximação do valor de fechamento real, a partir de valores de fechamento anteriores. Por esse motivo, o cruzamento aritmético, por meio da média entre indivíduos aptos, pareceu bem atrativo como mecanismo de reprodução.

5.7 Mutação

Após o cruzamento, entra em atividade a mutação, que oferece uma alteração no código genético do filho gerado, de modo a manter uma maior variedade na população (Lucas, 2002).

No modelo proposto, a mutação é composta pela execução de outro cálculo matemático, na qual o filho gerado na etapa de cruzamento é somado aos cinco valores de fechamento mais recentes da ação, para a obtenção de outra média, como mostrado nas equações seguintes:

$$Média\ Mutação = \frac{Filho + Preço_{[99]} + Preço_{[98]} + Preço_{[97]} + Preço_{[96]} + Preço_{[95]}}{6} \quad (5.4)$$

$$Filho = \frac{Indivíduo\ Seleccionado_1 + Indivíduo\ Seleccionado_2}{2} \quad (5.5)$$

Segundo especialistas, o valor de cotação diário de uma ação na bolsa é resultado, principalmente, da combinação dos cinco dias anteriores a ele. Por esse motivo, o processo de mutação dessa abordagem utilizou esse critério para a formação genética do novo indivíduo, o que, por outro lado, acaba balanceando a predição do algoritmo genético, pois na sua fase de seleção,

os indivíduos escolhidos para a cruzarem nem sempre representam os últimos valores.

5.8 Atualização e Finalização

A atualização e a finalização correspondem às duas últimas etapas do algoritmo genético. Na primeira, os indivíduos resultantes do processo de mutação são inseridos na população; na segunda, é implementado um critério de parada desse algoritmo, o qual, caso seja obedecido, será finalizado, porém, em caso contrário, o programa permanece executando (Lucas, 2002).

No modelo proposto, o indivíduo resultante da fase de mutação equivale ao valor de fechamento do dia seguinte, predito pelo algoritmo genético. Por conseguinte, na fase de atualização, tal valor é inserido na população do algoritmo, como mostrado na Tabela 5.4.

Tabela 5.4: Matriz de atualização de indivíduos.

$Matriz_{[i]}$	$Preço_{[i]}$	$PrediçãoMM25_{[i]}$
$Matriz_{[0]}$	$Preço_{[0]}$	$PrediçãoMM25_{[0]}$
$Matriz_{[1]}$	$Preço_{[1]}$	$PrediçãoMM25_{[1]}$
$Matriz_{[2]}$	$Preço_{[2]}$	$PrediçãoMM25_{[2]}$
$Matriz_{[3]}$	$Preço_{[3]}$	$PrediçãoMM25_{[3]}$
$Matriz_{[4]}$	$Preço_{[4]}$	$PrediçãoMM25_{[4]}$
$Matriz_{[5]}$	$Preço_{[5]}$	$PrediçãoMM25_{[5]}$
$Matriz_{[6]}$	$Preço_{[6]}$	$PrediçãoMM25_{[6]}$
...
$Matriz_{[99]}$	$Preço_{[99]}$	$PrediçãoMM25_{[99]}$
$Matriz_{[n]}$	<i>Novo Indivíduo</i>	$PrediçãoMM25_{[n]}$

Como critério de finalização do algoritmo genético, foi utilizado o número de gerações realizadas por ele. Assim, como a cada geração um novo indivíduo é criado e, com isso, uma nova predição é realizada, o número de gerações é igual ao número de dias a ser predito. Desta forma, ao acionar o serviço desta abordagem, além da ação a ser predita, o investidor também deve informar o número de dias a serem preditos, pois este é o critério de parada do algoritmo.

5.9 Recursos Utilizados

O serviço aqui concebido foi codificado através da linguagem de programação *web* conhecida como PHP, por esta ser dotada de características relevantes, tais como: alto desempenho, baixo custo, facilidade de aprendizado, ótimo suporte para orientação a objetos, portabilidade e, por fim, bibliotecas integradas para tarefas orientadas a serviços (Welling e Thomson, 2005).

Como dito anteriormente, a concepção de um serviço é dirigido por duas fases: codificação e documentação. Em relação à primeira, no modelo proposto foi utilizado o protocolo simples de acesso a objetos, também conhecido como *Simple Object Access Protocol*. Tal recurso

permite a interoperabilidade entre plataformas web distintas. Em relação à documentação, a mesma foi especificada através de uma linguagem conhecida como *Web Service Description Language*, cujo propósito é fornecer, por meio de uma gramática baseada em hipermarcações, aspectos fundamentais para uma aplicação externa usar o serviço. Tanto o *Simple Object Access Protocol* quanto o *Web Service Description Language* são suportados por bibliotecas e frameworks específicos do PHP (Welling e Thomson, 2005).

5.10 Resumo do Modelo

O algoritmo genético deste trabalho propõe uma predição, baseada em médias, de valores de fechamento de ações da bolsa de valores. Essa predição é uma aplicação pouco explorada pelos algoritmos genéticos, principalmente na bolsa de valores.

Em relação à abordagem, foi utilizada uma aproximação de médias na qual foram inseridos os preços de fechamento de 100 dias anteriores de uma ação. A cada um desses preços também foi feita uma predição por médias móveis e, ao final do processo de avaliação, foi calculada uma média de todas essas médias. Por conseguinte, foram escolhidos os dois preços de fechamento que mais se aproximavam deste último valor calculado para realizarem uma outra operação de média, cujo o resultado dessa operação corresponde ao filho gerado pelo algoritmo genético. Por fim, o filho gerado foi submetido à média dos últimos 5 valores de fechamento os quais, segundo especialistas, influenciam bruscamente na predição do valor de cotação seguinte. Esta última média corresponde ao valor do dia seguinte, predito pela abordagem deste trabalho.

5.11 Considerações Finais

Este capítulo introduziu aspectos referentes à plataforma de análise da bolsa de valores denominada Isis, cujo objetivo primordial é fornecer aos investidores desse setor diferentes perspectivas sobre o comportamento do mercado financeiro, através de técnicas de inteligência computacional. Nesse contexto, foi dado ênfase a um dos módulos dessa plataforma, o qual descreve um algoritmo genético sob forma de serviço para predição de valores de fechamento de ações da bolsa de valores. Esta abordagem figura como núcleo desta dissertação.

No próximo capítulo, serão apresentados e discutidos os resultados de predições realizadas através da abordagem proposta.

Capítulo 6

Resultados e Discussões

Neste capítulo, são apresentados os resultados obtidos a partir do serviço desenvolvido. Por fim, tais resultados são comparados com valores de fechamento reais.

6.1 Introdução

Para avaliação de quão bem o serviço proposto resolve o problema de predição da bolsa de valores, foram realizados dois tipos de testes, sendo o objetivo do primeiro, a partir de 100 cotações anteriores de uma ação, predizer o centésimo primeiro dia, ou seja, antecipar apenas um valor. O segundo tipo de teste, por sua vez, também utilizou 100 cotações anteriores como dados de entrada, porém, teve como intuito projetar o valor do centésimo quinto dia da ação, executando predições de 5 dias. Após a realização desses dois tipos de teste, os valores preditos pelo modelo foram comparados com valores de cotação reais.

Em relação à escolha das ações utilizadas nos testes, foi feito previamente um estudo sobre o histórico de cotações da bolsa de valores de São Paulo durante o ano de 2013, quando optou-se por utilizar um total de 3 ações, sendo 2 delas formadas por ativos bem comercializados e que, paralelamente, tiveram comportamentos diários constantes, ou melhor, que apresentaram poucas cotações abruptas em relação ao dia anterior; a outra ação, por sua vez, teve por característica principal a oscilação diária nos seus preços. Tais ações são listadas como segue:

- **Petr3**: corresponde à ação do tipo ordinária, da empresa Petrobras.
- **Petr4**: corresponde à ação do tipo preferencial, da empresa Petrobras.
- **Bbas3**: corresponde à ação do tipo ordinária, da empresa Banco de Brasil.

O período de predição escolhido para avaliar o modelo desenvolvido compreendeu datas de cotação entre o dia 1 de Janeiro de 2013 até o dia 31 de Dezembro do mesmo ano, totalizando 245 valores reais para análises e estudos dos resultados obtidos relativos a cada ação envolvida.

6.2 Ação Petr3 (Petrobras)

A ação ordinária da Petrobrás, a Petr3, dentre as ações escolhidas para fins de teste da abordagem proposta, foi a que apresentou maior constância nas suas cotações diárias. Essa situação forneceu um ambiente bastante favorável para a predição através da abordagem desenvolvida, pois esta é baseada em uma heurística de aproximação de médias.

Considerando as datas de cotação do ano em questão, observou-se um número de 245 dias ideais para análise do modelo. Este, como esperado, mostrou-se realizável em relação ao primeiro tipo de teste avaliado, com o qual objetiva a predição apenas do dia seguinte da ação, a partir de 100 valores de cotação anteriores. Os melhores resultados obtidos para este tipo de teste, e seus respectivos comparativos com dados reais, são apresentados na Tabela 6.1.

Tabela 6.1: Melhores resultados obtidos para predição de um dia posterior da ação Petr3.

Valor de fechamento real	Valor predito pelo modelo	Diferença
20.58	20.52	0.06
20.65	20.60	0.05
20.00	19.94	0.06
20.13	20.02	0.11
20.18	20.09	0.09
20.06	20.13	0.07
17.43	17.52	0.09
17.47	17.57	0.10
19.19	19.11	0.08
19.25	19.18	0.07
19.29	19.22	0.07
18.92	19.02	0.10
18.97	19.05	0.08
18.93	18.98	0.05
18.87	18.96	0.09
18.96	19.04	0.08
20.04	20.14	0.10
20.04	20.11	0.07

Uma curiosidade apresentada pelos resultados é que as melhores predições realizadas deram-se, em grande parte, para as datas anteriores ao meio do ano. Segundo especialistas, a explicação para este fato é que, nessa época, o comportamento da Petrobras pouco esteve afetado por fatores externos e políticos, o que contribuiu para a pouca oscilação na precificação desse ativo.

Ao longo das 245 avaliações, o modelo proposto aproximou-se em até 50 centavos do

valor real em 137 casos, ou seja, 55,9% dos dias avaliados, o que, segundo especialistas, é realizável, pois aproximações abaixo de 50 centavos são consideradas eficientes. Na Tabela 6.2, são apresentados os resultados de satisfação de todas as 245 avaliações com a Petr3.

Tabela 6.2: Resultado geral do teste de predição do dia seguinte para a ação Petr3.

Aproximação	Quantidade	Porcentagem
Até 50 centavos	137	55,9%
Entre 50 centavos e 1 real	72	29,4%
Acima de 1 real	36	14,7%

No segundo teste, cujo objetivo foi antecipar o valor da ação em cinco dias posteriores, o modelo mostrou resultados ruins, pois uma vez que a predição de um dia não é exata e esta, segundo o modelo, é utilizada para fazer predições de outros dias, é natural que a predição perda a acurácia, pois passa a trabalhar com dados não reais. Apesar disso, ao longo das 245 predições, observou-se, como melhores resultados, os dados apresentados na Tabela 6.3.

Tabela 6.3: Melhores resultados obtidos para predição do quinto dia posterior da ação Petr3.

Valor de fechamento real	Valor predito pelo modelo	Diferença
20.38	20.66	0.28
20.00	20.24	0.24
19.60	19.28	0.32
17.47	17.24	0.23
19.16	18.96	0.20
19.20	18.97	0.23
18.10	17.82	0.28
17.07	16.85	0.22
16.93	16.62	0.31
16.51	16.30	0.21
17.17	16.91	0.26
17.62	17.90	0.28
17.28	17.52	0.24
18.87	19.18	0.31
18.96	19.25	0.29
20.04	20.29	0.25
20.04	20.24	0.20
20.01	20.28	0.27

Como resultado final apresentado pela predição de cinco dias posteriores, o modelo conseguiu uma aproximação menor que cinquenta centavos, a partir do quarto dia de predição, em menos de 24% total do valor da amostra, como apresentado através dos dados da Tabela 6.4.

Embora a empresa Petrobras disponibilize dois tipos de ações na bolsa de valores, a expectativa para valores futuros das mesmas podem diferir drasticamente. Portanto, as predições aqui realizadas para a ação Petr3 diferem em relação ao ativo Petr4, a ser comentado a seguir.

Tabela 6.4: Resultado geral do teste de predição do quinto dia para a ação Petr3.

Aproximação	Quantidade	Porcentagem
Até 50 centavos	58	23,7%
Entre 50 centavos e 1 real	107	43,7%
Acima de 1 real	80	32.6%

6.3 Ação Petr4 (Petrobras)

A ação preferencial da Petrobras, a Petr4, dentre todas as ações envolvidas nos testes foi a que obteve o segundo comportamento mais constante, o que a torna bastante atrativa para a realização de predições através da abordagem proposta.

Considerando os mesmos dados utilizados para análise das predições envolvendo a ação Petr3 e o objetivo de antecipar apenas o comportamento do dia seguinte da ação, observou-se que o modelo obteve resultados realizáveis para a ação Petr4, aproximando-se em poucos centavos dos seus preços reais. Para uma melhor compreensão desse ocorrido, na Tabela 6.5 são apresentadas as principais predições realizadas com este ativo.

Tabela 6.5: Melhores resultados obtidos para predição de um dia posterior da ação Petr4.

Valor de fechamento real	Valor predito pelo modelo	Diferença
19.50	19.66	0.16
19.68	19.80	0.12
19.72	19.85	0.13
19.71	19.78	0.07
19.61	19.66	0.05
18.95	18.88	0.07
18.93	18.84	0.09
19.09	18.98	0.11
19.10	19.03	0.07
18.48	18.37	0.11
18.45	18.39	0.06
19.55	19.46	0.09
19.57	19.52	0.05
19.42	19.30	0.12
19.46	19.38	0.08
17.83	17.95	0.12
17.78	17.88	0.10
17.93	17.80	0.13
18.21	18.27	0.06

Durante a avaliação de 245 dias, como exibido na Tabela 6.6, o modelo mostrou-se realizável em testes para predição do primeiro dia de comportamento da ação, aproximando-se em até 50 centavos do valor real, em 130 casos, ou seja, 53.1% dos dias avaliados, reforçando a ideia de que a acurácia da abordagem depende do nível de oscilação do ativo envolvido.

Com relação ao teste cujo objetivo é estimar o comportamento do quinto dia posterior da

Tabela 6.6: Resultado geral do teste de predição do dia seguinte para a ação Petr4.

Aproximação	Quantidade	Porcentagem
Até 50 centavos	130	53,1%
Entre 50 centavos e 1 real	68	27,7%
Acima de 1 real	47	19,2%

ação, a abordagem mostrou resultados não satisfatórios. A explicação para esse comportamento, como anteriormente explicado, deve-se ao fato de, como a predição do primeiro dia tende a ser próxima, mas não exata, o modelo passa a executar predições a partir de dados não reais. Desta forma, a acurácia das antecipações tende a perder força e, ao longo do tempo, confiabilidade. As principais aproximações das predições realizadas através desse tipo de teste, com dados reais, são apresentadas através da Tabela 6.7.

Tabela 6.7: Melhores resultados obtidos para predição do quinto dia posterior da ação Petr4.

Valor de fechamento real	Valor predito pelo modelo	Diferença
19.71	19.95	0.24
19.55	19.75	0.20
18.46	18.70	0.24
18.10	18.36	0.26
18.93	18.65	0.28
19.09	18.88	0.21
18.42	18.68	0.26
19.57	19.81	0.24
19.39	19.11	0.28
19.89	19.62	0.27
19.85	19.60	0.25
18.53	18.81	0.28
18.55	18.71	0.16
18.53	18.73	0.20
18.48	18.26	0.22
18.67	18.42	0.25
18.88	18.59	0.29
18.66	18.92	0.26

Finalmente, como resultado apresentado pela predição de cinco dias posteriores, o modelo conseguiu uma aproximação inferior a cinquenta centavos, a partir do quarto dia de predição, em menos de 20% do valor total da amostra, superando negativamente as predições realizadas através da ação Petr3. Tais resultados, ao longo de 245 dias, são apresentados na Tabela 6.8.

Tabela 6.8: Resultado geral do teste de predição do quinto dia para a ação Petr4.

Aproximação	Quantidade	Porcentagem
Até 50 centavos	48	19.6%
Entre 50 centavos e 1 real	100	40.8%
Acima de 1 real	97	39.6%

Como visto, o comportamento da ação Petr3 pode até influenciar possíveis reações no ativo Petr4, ou vice e versa, mas, como cada uma possui sua respectiva cotação, as expectativas futuras para ambas podem ser distintas, fazendo-se necessário a predição das mesmas, individualmente.

6.4 Ação Bbas3 (Banco do Brasil)

A ação da empresa Banco do Brasil, a Bbas3, dentre as ações escolhidas para fins de teste da abordagem proposta, foi a que manteve os maiores níveis de oscilações diárias, chegando a apresentar diferença de até 4 reais em relação à cotação anterior. Esse fato pareceu bastante interessante para se avaliar a precisão da abordagem proposta, uma vez que a mesma funciona melhor para ações cujo comportamento seja constante e, por esse motivo, seja um desafio para a acurácia das predições a serem realizadas.

Para o teste de predição do dia seguinte, o modelo, assim como nas avaliações realizadas com os ativos Petr3 e Petr4, também obteve resultados realizáveis, conseguindo boas aproximações dos valores de cotação reais da ação, porém em proporções menores do que aquelas obtidas através das ações da Petrobras. Essas aproximações obtidas são apresentadas na Tabela 6.9.

Tabela 6.9: Melhores resultados obtidos para predição de um dia posterior da ação Bbas3.

Valor de fechamento real	Valor predito pelo modelo	Diferença
26.90	26.76	0.14
26.82	26.66	0.16
26.90	26.82	0.08
26.58	26.48	0.10
26.83	26.72	0.11
25.42	25.55	0.13
25.26	25.41	0.15
25.40	25.57	0.17
22.69	22.89	0.20
22.60	22.42	0.18
22.62	22.76	0.14
25.60	25.48	0.12
25.70	25.58	0.12
26.60	26.77	0.17
26.88	26.70	0.18
24.50	24.64	0.14
24.45	24.53	0.08

Durante 245 predições realizadas, o modelo conseguiu aproximar-se em até 50 centavos da cotação real da Bbas3 em mais de 44% do valor total dessa amostra. Segundo avaliações especializadas, esses resultados são tidos como bons, pois foram obtidos por meio de uma ação cujo comportamento foi considerado bastante oscilatório e afetado, muitas vezes, por especulações

advindas de fatores externos. O resultado geral do teste para a Bbas3 é apresentado a seguir.

Tabela 6.10: Resultado geral do teste de predição do dia seguinte para a ação Bbas3.

Aproximação	Quantidade	Porcentagem
Até 50 centavos	109	44,5%
Entre 50 centavos e 1 real	74	30,2%
Acima de 1 real	62	25,3%

No teste de predição de cinco dias posteriores, o modelo comportou-se de forma ruim, apresentando resultados piores do que aqueles obtidos para os ativos Petr3 e Petr4. Os melhores resultados gerados com esse tipo de predição para a ação Bbas3 são mostrados na Tabela 6.11.

Tabela 6.11: Melhores resultados obtidos para predição do quinto dia posterior da ação Bbas3.

Valor de fechamento real	Valor predito pelo modelo	Diferença
26.37	26.68	0.31
26.83	26.56	0.27
26.20	26.48	0.28
25.87	25.64	0.23
21.52	21.22	0.30
20.44	20.69	0.25
21.00	21.23	0.23
21.42	21.71	0.29
21.80	21.56	0.24
26.38	26.18	0.20
26.80	27.02	0.22
27.06	27.27	0.21

Em 245 avaliações da predição do quinto dia posterior, o modelo conseguiu aproximações inferiores a 50 centavos do valor real, em apenas 42 casos ou 17,1% do valor amostral. Maiores detalhes sobre a avaliação geral desse tipo de teste são apresentados por meio da Tabela 6.12.

Tabela 6.12: Resultado geral do teste de predição do quinto dia para a ação Bbas3.

Aproximação	Quantidade	Porcentagem
Até 50 centavos	42	17,1%
Entre 50 centavos e 1 real	79	32,2%
Acima de 1 real	124	50,6%

6.5 Discussão dos Resultados

Conforme os resultados anteriormente obtidos, através do serviço baseado em algoritmos genéticos proposto, constatou-se que este modelo executou melhores predições para os ativos cujo comportamento diário foi considerado constante, ou seja, suas cotações diárias apresentaram

poucas distorções abruptas em relação ao dia anterior.

Os testes de predições envolveram três ativos distintos comercializados na Bovespa durante o ano de 2013: as ações ordinária e preferencial da empresa Petrobras, conhecidas como Petr3 e Petr4; e a ação ordinária da empresa Banco do Brasil, a Bbas3. Os experimentos realizados envolveram predições de apenas um dia e projeções de cinco dias posteriores.

Com relação ao teste de projeção de cinco dias posteriores, pôde-se perceber que os resultados encontrados foram ruins, uma vez que a maioria das predições geradas pelo modelo obteve uma diferença maior que cinquenta centavos dos valores de cotação real das ações. A principal explicação para esse ocorrido, é porque, como este tipo de teste envolve a predição de cinco dias e a predição do dia seguinte nunca é exata, o modelo começa a parametrizar predições não reais, o que contribui para a perda de acurácia. De acordo com especialistas do mercado financeiro e corretores da bolsa de valores, embora a projeção de dias futuros seja uma tarefa interessante, esta não soa mais importante do que a predição de apenas um dia posterior.

Os testes de predição de um dia foram realizáveis, aproximando-se em até 55,9% dos dias de cotações reais analisados para ações de comportamentos diários contantes. O pior resultado alcançado por este experimento envolveu a ação do Banco do Brasil que, durante o ano de 2013, chegou a apresentar diversas oscilações diárias de até 4 reais de diferença em relação à cotação anterior. Neste caso, menos que 45% das predições feitas aproximaram-se dos valores reais, porém, ainda assim, tais resultados, segundo especialistas, foram considerados realizáveis.

Por fim, é necessário salientar que os resultados alcançados pelo algoritmo genético deste trabalho reforça a hipótese de que a abordagem evolutiva pode ser útil não apenas para fins de otimização ou ajustes de pesos em redes neurais, mas também como sistemas preditivos capazes de oferecer apoio à decisão, diante de ambientes complexos, como o mercado acionário.

6.6 Considerações Finais

Este capítulo apresentou predições obtidas através da abordagem proposta, por meio das quais constatou-se que a mesma funciona de forma mais atrativa para ações de comportamentos diários contantes. Por fim, foi feita uma discussão sobre os resultados da abordagem de predição.

No próximo capítulo, serão abordados os aspectos relevantes sobre a abordagem de predição aqui desenvolvida, como as considerações finais da pesquisa, as contribuições científicas obtidas e, por fim, as perspectivas para trabalhos futuros.

Conclusões

Neste capítulo, são apresentados aspectos da presente pesquisa, como: considerações finais, contribuições, limitações e perspectivas para trabalhos futuros.

Considerações Finais

Graças à linguagem de programação PHP e aos mecanismos de arquitetura orientada a serviços *Simple Object Access Protocol* e *Web Service Description Language*, este trabalho propôs um *web service* para predição da bolsa de valores. Tal *web service* é pautado no desenvolvimento de um serviço baseado em uma heurística de inteligência artificial conhecida como algoritmos genéticos, cuja finalidade é a antecipação de valores futuros de ações pertencentes à bolsa de valores de São Paulo, a partir de valores passados.

Com relação à metodologia de predição do algoritmo genético proposto, pode-se dizer que a mesma baseia-se em sucessivas aproximações de médias do preço de ações. A partir de valores de fechamento acionário de 100 dias anteriores ao dia da predição, são executados sucessivos cálculos aritméticos baseados em médias, cuja finalidade é perceber a variação de preços ao longo dos dias, antecipando, assim, o preço futuro de uma ação em questão.

Alguns testes realizados mostraram que o *web service* apresentado nesta dissertação não obteve satisfação em momentos em que o comportamento das ações caracterizou-se de modo oscilatório e inconstante, ou seja, quando seus valores de fechamento apresentaram drásticas mudanças em relação às cotações anteriores. Nessa situação, assumiu-se que algum fator externo afetou negativamente a predição realizada. Outra insatisfação apresentada pelo *web service* deu-se em relação à predição de cinco dias posteriores, o que já era esperado.

Assim como no trabalho de [Junior \(2013\)](#), analisando as predições realizadas com relação à eficácia das mesmas, observou-se que o *web service* proposto também forneceu realizáveis oportunidades de negociação em bolsa de valores. Estas predições realizadas, em sua maioria,

aproximaram-se dos valores reais em menos de cinquenta centavos, principalmente quando envolveram ações que apresentaram comportamentos não abruptos, confirmando o que a literatura informa sobre a preferência por predições diante de ativos com esse tipo de comportamento.

Finalmente, este trabalho também foi importante, pois avaliou o desempenho dos algoritmos genéticos como ferramenta de predição da bolsa de valores, uma vez que os mesmos são utilizados para outros propósitos, como problemas de otimização, por exemplo. Dentre os estudos pesquisados, a abordagem proposta merece toda atenção, pois é a única que propõe a utilização, de maneira individual, dos algoritmos genéticos para predição de valores de fechamento e não de tendências.

Contribuições

As principais contribuições referentes à abordagem proposta para predição do comportamento do mercado acionário são apresentadas a seguir:

1. Aplicação de um serviço interoperável e multiplataforma para estimação de futuros preços de fechamento, relativos a ações negociadas na bolsa de valores de São Paulo – Bovespa;
2. Avaliação dos algoritmos genéticos como meio de predição do mercado acionário, já que os mesmos são geralmente utilizados para solucionar problemas de otimização e busca.

Limitações

Podem ser consideradas como limitações da abordagem proposta os seguintes aspectos:

1. O modelo preocupa-se apenas com a predição de valores de fechamento das ações;
2. O modelo proposto, por ser baseado em algoritmos genéticos, realiza predições aleatórias;
3. O modelo proposto é baseado em aproximações de valores de fechamento por médias e não prevê mudanças abruptas no mercado.

Referências Bibliográficas

- Appel, G. (2005). *Technical Analysis – Power Tools for Active Investors*. Hardcover.
- Barreto, J. M. (2001). *Inteligência Artificial no Limiar do Século XXI - Abordagem Híbrida, Simbólica, Conexionista e Evolucionária*. UFSC.
- Bovespa (2008). *O Mercado de Capitais, Introdução*. Manual referente aos mecanismos e instrumentos fornecidos pela Bolsa de Valores de São Paulo – Bovespa.
- Chaves, D. A. T. (2004). *Análise Técnica e Fundamentalista: Divergências, Similaridades e Complementaridades*. Trabalho de Conclusão de Curso (Administração) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo.
- Chichini, F. A. L. (2009). *Aplicação de um sistema de inferência fuzzy de suporte à decisão para estimação de valores de ações cotadas na bolsa de valores de São Paulo*. Dissertação de Mestrado (Programa de Pós-Graduação em Engenharia) - Universidade Estadual Paulista,.
- Cruz, J. J. A. (2011). *Uma aplicação com redes neurais artificiais para previsão do comportamento do mercado de ações*. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Ciência da Computação) - Centro de Ensino Unificado de Teresina, Teresina.
- CVM (2006). *O que é bolsa de valores*. <<http://www.portaldoinvestidor.gov.br/Acad>>. Acessado em 05/05/2014.
- Darwin, C. (2010). *A Origem das Espécies e a Seleção Natural*. Hemus, São Paulo, 1 edição.
- Erl, T. (2009). *SOA: Princípios de Design de Serviços*. Pearson Prentice Hall, São Paulo.
- Fernandes, A. M. R. (2005). *Inteligência Artificial: noções gerais*. Florianópolis, 2 edição.
- Fillito, D. (2008). Algoritmos genéticos: Uma visão explanatória. *Revista Multidisciplinar da União Educacional de Ensino Superior Privadas de São Paulo*, 6(6):136–143.

- Goldberg, D. E. (1997). *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. Addison-Wesley.
- GrafBolsa (2014). *Análise Técnica de Ações*. <<http://www.grafbolsa.com/help/indtec.html>>. Acessado on 11/06/2014.
- Holland, J. H. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. University of Michigan Press.
- Junior, M. M. O. L. (2013). *Proposta de um modelo de predição da bolsa de valores usando uma abordagem híbrida*. Dissertação de Mestrado (Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade) - Universidade Federal do Maranhão, São Luís.
- Lopes, L. A. (2012). *Um sistema de inferência fuzzy como suporte a tomada de decisão para a compra e venda de ativos na bolsa de valores*. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Ciência da Computação) - Centro de Ensino Unificado de Teresina, Teresina.
- Lucas, D. C. (2002). *Algoritmos Genéticos: Uma Introdução*. Apostila referente a disciplina de Inteligência Computacional, Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
- Marques, F. C. R. (2010). *Maximização de Lucros em Investimentos: uma abordagem a partir do MACD com o emprego de algoritmos genéticos e lógica fuzzy*. Dissertação de Mestrado (Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática e Computacional), Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, Belo Horizonte.
- Marques, F. C. R. e Gomes, R. M. (2009). Análise de séries temporais aplicadas ao mercado financeiro com o uso de algoritmos genéticos e lógica fuzzy. *Congresso da Sociedade Brasileira de Computação*, (Número 29):Páginas: 749–758.
- Matsura, E. (2006). *Comprar ou Vender? Como Investir na Bolsa Utilizando Análise Gráfica*. Editora Saráiva, São Paulo, São Paulo, 7 edição.
- MQL5 (2014). *Algoritmos genéticos - é fácil! - Artigos MQL5*. <<https://www.mql5.com/pt/articles/55>>. Acessado em 02/08/2014.
- MUNDOTRADE (2007). *Entendendo uma tabela de cotação*. <<http://www.mundotrade.com.br/aprendizado/entendendo-tabela-cotacao-acoes>>. Acessado em 06/11/2014.

- Nilson, S. (1991). *Japanese candlestick charting techniques : a contemporary guide to the ancient investment technique of the Far East*. New York Institute of Finance.
- Obitko, M. (1998a). *Cruzamento e Mutação*. <<http://www.obitko.com/tutoriais/genetic-algorithms/portuguese/crossover-mutation.php>>. Acessado on 12/04/2014.
- Obitko, M. (1998b). *Seleção - ALGORITMOS GENÉTICOS*. <<http://www.obitko.com/tutoriais/genetic-algorithms/portuguese/selection.php>>. Acessado on 10/04/2014.
- Pereira, S. L. (S. L.). *Introdução à Inteligência Artificial*. Departamento de Tecnologia da Informação. Faculdade de Tecnologia de São Paulo. Universidade de São Paulo.
- Pinheiro, J. L. (2007). *Mercado de Capitais, Fundamentos e Técnicas*. Atlas, São Paulo.
- Pozo, A., Cavalheiro, A. F., Ishida, C., Spinosa, E., e Rodrigues, E. M. (2005). *Computação Evolutiva*. Departamento de Informática, Universidade Federal do Paraná.
- Raposo, R. C. T. (2010). Otimização na seleção de ativos e no portfólio utilizando algoritmos genéticos. *Revista de Inteligência Artificial Aplicada*, páginas 1–7.
- Rocha, H. R. e Macedo, M. (2011). Previsão do preço de ações usando redes neurais. *Congresso USP de Iniciação Científica em Contabilidade*, 8 - São Paulo, São Paulo.
- Rosa, T. O. e Luz, H. S. (2009). Conceitos básicos de algoritmos genéticos: Teoria e prática. *Anais do XI Encontro de Estudantes de Informática do Tocantins*.
- Russel, S. e Norvig, P. (2013). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Pearson, São Paulo.
- Schuluz, A. G. (1997). *Fuzzy Rule-Based Expert Systems and Genetic Machine Learning*. Heidelberg. Physica-Verlag.
- Scott, E. (2004). *Evolution vs Creationism*. Niles Eldredge.
- Sommerville, I. (2007). *Engenharia de Software*. Pearson Addison Wesley, 8 edição.
- Souza, I. M. M. (2012). *Um estudo comparativo para previsão da cotação de ações da BOVESPA utilizando redes neurais artificiais*. Trabalho de Conclusão de Curso (Engenharia da Computação), Universidade Federal de Pernambuco, Recife.

- Syswerda, G. (1991). *Schedule Optimization Using Genetic Algorithms*. In: DAVIS, L. HandBook of Genetic Algorithms. New York: Van Nostrand Reinhold.
- Welling, L. e Thomson, L. (2005). *PHP e MySQL Desenvolvimento Web*. Campus.
- Wilder, W. (1978). *New Concepts in Technical Trading Systems*. Hardcover.
- Wuerges, A. F. E. e Borba, J. A. (2010). Neural networks, fuzzy logic and genetic algorithms: Application and possibilities in finance and accounting. *Journal of Information Systems and Technology Management*, 7(1):163–182.
- Yamaguchi, P. S. (2005). *Distribuição estatística de um índice econômico em mercado emergente – Bolsa de Valores de São Paulo(IBOVESPA)*. Dissertação de Mestrado (Programa de Pós-Graduação em Física), Instituto de Geociências e Ciências Exatas - Universidade Estadual Paulista, Rio Claro.