



Universidade do Estado do Rio de Janeiro

Centro de Tecnologia e Ciências

Instituto de Matemática e Estatística

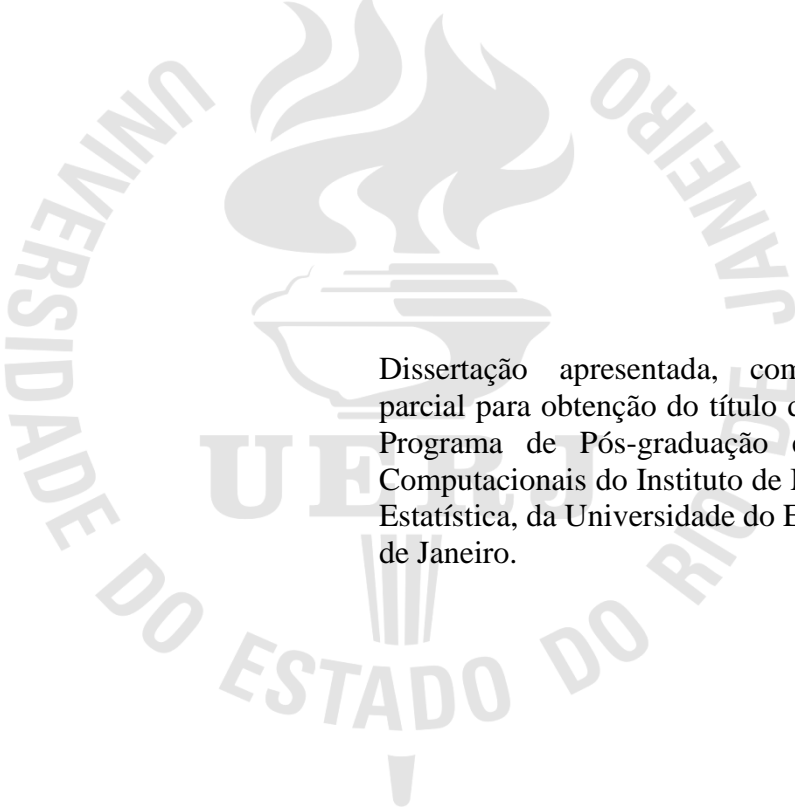
Percy Soares Machado

**Sistema evolucionário de suporte à decisão de investimento em ações
usando contexto de usuário**

Rio de Janeiro
2016

Percy Soares Machado

**Sistema evolucionário de suporte à decisão de investimento em ações usando contexto
de usuário**



Dissertação apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre, ao Programa de Pós-graduação em Ciências Computacionais do Instituto de Matemática e Estatística, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro.

Orientadoras: Prof.^a Dra. Vera Maria Benjamim Werneck

Prof.^a Dra. Nayat Sánchez Pi

Rio de Janeiro

2016

CATALOGAÇÃO NA FONTE
UERJ / REDE SIRIRUS / BIBLIOTECA CTC-A

M149 Machado, Percy Soares.

Sistema evolucionário de suporte à decisão de investimento em ações usando contexto de usuário / Percy Soares Machado. – 2017.
76f.: il.

Orientadores: Vera Maria Benjamim Werneck, Nayat Sánchez-Pi
Dissertação (Mestrado Ciências Computacionais) - Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Instituto de Matemática e Estatística.

1. Sistemas inteligentes de controle (Computação) - Teses. 2. Sistemas de suporte de decisão - Teses. 3. Ações (Finanças) - Teses. 4. Algoritmos genéticos - Teses. I. Werneck, Vera Maria Benjamim. II. Sánchez-Pi, Nayat. III. Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Instituto de Matemática e Estatística. IV. Título.

CDU 004.89

Autorizo para fins acadêmicos e científicos, a reprodução total ou parcial desta dissertação, desde que citada a fonte.

Assinatura

Data

Percy Soares Machado

Sistema evolucionário de suporte à decisão de investimento em ações usando contexto de usuário

Dissertação apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre, ao Programa de Pós-graduação em Ciências Computacionais do Instituto de Matemática e Estatística, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro.

Aprovada em 14 de Setembro de 2016

Banca Examinadora:

Prof.^a Dra. Vera Maria Benjamim Werneck (Orientadora)
Instituto de Matemática e Estatística - UERJ

Prof.^a Dra. Nayat Sánchez Pi (Orientadora)
Instituto de Matemática e Estatística - UERJ

Prof.^a Dra. Rosa Maria Esteves Moreira da Costa
Instituto de Matemática e Estatística - UERJ

Prof. Dr. Luis Martí Orosa
Universidade Federal Fluminense

Prof.^a Dra. Gizelle Kupac Vianna
Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro

Rio de Janeiro

2016

AGRADECIMENTOS

Agradeço a toda minha família, que sempre estiveram ao meu lado e me apoiaram para atingir os meus objetivos. Sou grato as professoras e orientadoras Vera Maria Benjamim Werneck e Nayat Sánchez Pi por toda orientação e incentivo. Agradeço também os colegas de curso que sempre me ajudaram nessa caminhada. Por fim, agradeço ao Programa de Pós-graduação de Ciências Computacionais (Ccomp) da UERJ e seu corpo docente do Instituto de Matemática e Estatística, que me deram a base de meus conhecimentos na área da ciência da computação e que, indiretamente, contribuíram para esta dissertação, como professores e exemplos a serem seguidos. A Deus seja dada toda honra, toda glória, todo louvor e toda adoração.

RESUMO

MACHADO, Percy Soares. **Sistema evolucionário de suporte à decisão de investimento em ações usando contexto de usuário. 2016.** 76f. Dissertação (Mestrado em Ciências Computacionais) - Instituto de Matemática e Estatística, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2016.

São muitas as dificuldades para descobrir o momento correto de comprar e vender ações em Bolsa de Valores. Essa decisão, além de requerer análise de uma grande quantidade de informações em curto período de tempo, também necessita de disciplina e dedicação do investidor. No entanto, de acordo com as Finanças Comportamentais, os investidores do mercado de ações são menos racionais do que imaginam, e frequentemente tomam decisões em desacordo com o seu perfil. Para apoiar na tomada de decisão de investimento, diversos sistemas já foram desenvolvidos com esse propósito. Este trabalho traz uma revisão de literatura sobre Sistemas de Suporte à Decisão de investimento em ações, e faz uma análise dos principais modelos de Finanças e técnicas de Inteligência Artificial usadas nesses sistemas. Através dessa revisão, foi constatado que essa área carece de sistemas que façam recomendações de investimentos de acordo com os objetivos e preferências dos diferentes perfis de usuário. Com o intuito de contribuir para solução desse problema, o trabalho propôs a implementação de Contexto de Usuário para melhorar as recomendações de compra e venda de ações de Sistema de Suporte à Decisão de investimento. Para avaliar essa hipótese, o sistema de investimento, baseado em Algoritmos Genéticos, de LIPINSKI (2008) foi implementado e acrescido de características dos perfis de investidores Conservador, Moderado e Arrojado. Os testes feitos comparando o sistema com perfil de usuário e sem perfil demonstraram que é possível melhorar os resultados de Sistemas de Suporte à Decisão de investimento em ações usando Contexto de Usuário. As classes desenvolvidas para a implementação de perfil de usuário estão disponíveis para reuso em outros sistemas.

Palavras-chave: Sistemas de suporte à decisão. Sistemas inteligentes. Contexto de usuário, Algoritmos genéticos. Investimentos em ações.

ABSTRACT

MACHADO, Percy Soares. **Evolutionary decision support system for stock trading using user context**. 2016. 76f. Dissertação (Mestrado em Ciências Computacionais) - Instituto de Matemática e Estatística, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2016.

There are many difficulties to find the right time to buy and sell shares on the Stock Market. This decision requires analysis of a large amount of information in a short period, also needs discipline and dedication investor. However, the Behavioral Finance, investors in the stock market are less rational than they realize, and often make decisions contrary to their profile. To assist the investment decision process, several systems have been developed for this purpose. This paper presents a review of literature on Decision Support Systems for stock trading, and an analysis of the main models of Finance and Artificial Intelligence techniques used in these systems. Through this research, it was found that this area lacks systems that make investments in accordance with the objectives and preferences of different user profiles recommendations. To contribute to solving this problem, the work proposed the implementation of User Context to improve the recommendations of buying and selling shares of Decision Support Systems for stock trading. To evaluate this hypothesis, the investment system based on Genetic Algorithms of LIPINSKI (2008) was implemented and features of Conservative, Moderate and Aggressive investors profiles was added. The tests compared the system with user profile and without user profile features and demonstrated that it is possible to improve the results of Decision Support Systems for stock trading using User Context. The classes developed to implement user profiles are available for reuse in other systems.

Keywords: Decision support systems. Intelligent systems. User context. Genetic algorithms. Stock trading.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Arquitetura de Sistemas de Suporte à Decisão	19
Figura 2 – Sistemas de Suporte à Decisão - Módulo de Gestão de Dados.....	20
Figura 3 – Principais técnicas de Inteligência Artificial adotadas pelos Sistemas de Suporte à Decisão	25
Figura 4 – Modelos Simples x Modelos Híbridos.....	25
Figura 5 – Modelos mais utilizados pelos algoritmos (simples e híbridos)	26
Figura 6 – Exemplo de Cromossomos (retângulos) e genes (números).....	29
Figura 7 – Algoritmos Genéticos – <i>Crossover</i>	30
Figura 8 – Algoritmos Genéticos – Mutação	31
Figura 9 – Algoritmos Genéticos – Processo Evolucionário.....	31
Figura 10 – Reação dos investidores a queda na Bolsa de Valores.....	38
Figura 11 – Teste de Racionalidade do Investidor	40
Figura 12 – Estratégia de investimento baseada em Algoritmos Genéticos.....	47
Figura 13 – Gráfico Boxplot das Simulações RNO.PA 03/09 a 23/11/2007	50
Figura 14 – Diagrama de Classe - Perfil de Usuário	51
Figura 15 – Gráfico Boxplot Simulações Ibovespa de 01 a 31 de Agosto de 2016.....	54
Figura 16 – Gráfico Boxplot Simulações Ibovespa de Janeiro a Agosto de 2016	56
Figura 17 – Gráfico Boxplot Simulações Ibovespa de Agosto de 2015 a Agosto de 2016.....	58
Figura 18 – Gráfico Boxplot Simulações Ibovespa de Janeiro de 2013 a Dezembro de 2015	60
Figura 19 – Gráfico Boxplot Simulações Ibovespa de Janeiro de 2011 a Dezembro de 2015	62
Figura 20 – Gráfico Boxplot Simulações Ibovespa de Janeiro de 2006 a Dezembro de 2015	64

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Comparativo de rentabilidade, liquidez e segurança dos principais tipos de investimento disponíveis	22
Tabela 2 – Simulações RNO.PA 03/Set a 23/Ago 2007 (60 dias)	49
Tabela 3 – Simulações Ibovespa 01 a 31 de Agosto de 2016 (1 mês)	55
Tabela 4 – Simulações Ibovespa Janeiro a Agosto de 2016 (8 meses)	57
Tabela 5 – Simulações Ibovespa Agosto de 2015 a Agosto de 2016 (12 meses).....	59
Tabela 6 – Simulações Ibovespa Janeiro de 2013 a Dezembro de 2015 (3 anos).....	61
Tabela 7 – Simulações Ibovespa Janeiro de 2011 a Dezembro de 2015 (5 anos).....	63
Tabela 8 – Simulações Ibovespa Janeiro de 2006 a Dezembro de 2015 (10 anos).....	65
Tabela 9 – Análise de variância das rentabilidades das diferentes configurações de perfil de usuário no período de Janeiro de 2006 a Dezembro de 2015 (10 anos).....	66
Tabela 10 – Indicadores da análise técnica utilizados na implementação do sistema.....	69

SUMÁRIO

	INTRODUÇÃO.....	11
1	BOLSA DE VALORES.....	14
1.1	Operações de Compra e Venda de Ações.....	14
1.2	Venda a descoberto.....	15
1.3	Indicadores.....	15
2	SISTEMAS DE SUPORTE À DECISÃO.....	17
2.1	Área de Finanças e Investimentos.....	21
2.2	Sistemas de Suporte à Decisão para Investimentos.....	22
3	INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADA A SISTEMAS DE SUPORTE À DECISÃO.....	28
3.1	Algoritmos Genéticos.....	28
3.2	Algoritmos Genéticos para DSS.....	32
4	CONTEXTO DE USUÁRIO.....	34
4.1	Perfil de Usuário em Sistemas de Suporte a Decisão de investimentos em Ações (Investidor)	35
4.2	Excesso de Confiança.....	36
4.3	Aversão à Perda.....	37
4.4	Efeito Disposição.....	38
4.5	Efeito Reflexo.....	39
4.6	Racionalidade do Investidor.....	39
4.7	Perfil e Características do Investidor.....	40
5	IMPLEMENTAÇÃO DE SISTEMA DE SUPORTE À DECISÃO DE INVESTIMENTO EM BOLSAS DE VALORES USANDO CONTEXTO DE USUÁRIO.....	45
5.1	Metodologia.....	45
5.2	Evolutionary Decision Support System for Stock Market Trading (LIPINSKI, 2008)	46
5.3	Implementação de Sistema Evolucionário de Suporte à Decisão de Investimento em Ações.....	48
6	SIMULAÇÃO DO SISTEMA EVOLUCIONÁRIO DE SUPORTE À DECISÃO DE INVESTIMENTO EM AÇÕES.....	53

6.1	Cenário de um mês.....	54
6.2	Cenário de oito meses.....	55
6.3	Cenário de 1 ano (doze meses)	57
6.4	Cenário de três anos.....	59
6.5	Cenário de cinco anos.....	61
6.6	Cenário de dez anos.....	63
6.7	Análise dos Resultados.....	65
	CONCLUSÃO.....	67
	APÊNDICE A – Indicadores utilizados na implementação do sistema.....	69
	REFERÊNCIAS.....	70

INTRODUÇÃO

A tomada de decisão nunca esteve tão presente na vida das pessoas quanto nos dias de hoje. Em vários momentos ao longo do dia é preciso fazer escolhas, algumas fáceis e outras nem tanto. Independe de qual seja a escolha a se fazer, pessoas sempre optam por aquilo que acreditam que lhes trará melhores resultados.

No entanto, a tomada de decisão em certos tipos de problema tem sido uma tarefa cada vez mais difícil. O grande volume de informações a serem analisados, o pouco tempo de resposta e a complexidade dos domínios de atuação, são fatores que levaram ao surgimento de uma classe especial de sistemas de informação, denominada de Sistemas de Suporte à Decisão.

Em geral, esses sistemas ajudam pessoas a tomarem decisões analisando as diversas opções com maior rapidez, visando assim obter melhores resultados para seus problemas. Suas funcionalidades vão além dos sistemas tradicionais, sendo capazes de analisar um grande volume de informações e elaborar boas recomendações de decisão.

Esse trabalho estudou os conceitos relacionados a Sistemas de Suporte à Decisão, incluindo suas características e aplicações. As técnicas de Inteligência Artificial, como Algoritmos Genéticos e Redes Neurais, usadas nesses sistemas, também, foram pesquisadas no enfoque de como elas podem ser empregadas para aprimorar o grau de acerto das recomendações.

Como estudo de caso, o trabalho escolheu a área de investimentos em ações. Essa área é especialmente complicada devido à natureza complexa da Bolsa de Valores, sendo muito difícil elaborar um modelo capaz de prever o preço das ações. Assim sendo, um sistema de apoio à tomada de decisão é de grande ajuda para os investidores.

Segundo CAVEZZALI e RIGONI (2007), as recomendações de alocação de ativos para investimentos são focadas principalmente no mercado e nas tentativas de prever seu comportamento. Outro o aspecto é perfil do investidor que ainda é pouco explorado.

Ao longo deste trabalho foi realizada uma revisão de literatura para obter mais conhecimento sobre os Sistemas de Suporte à Decisão de investimentos em Bolsa de Valores, com o objetivo de identificar as estratégias e técnicas utilizadas por esses sistemas, e encontrar possíveis oportunidades de melhorias. Ao final dessa revisão, foi constatado que

nesses trabalhos (LIPINSKI 2008; LOUWERSE e ROTHKRANTZ 2014; BABA, INOUE e YANJUN 2002), muito pouco foi explorado sobre o perfil do investidor na tomada de decisões financeiras. A pesquisa de SAMARAS e MATSATSINIS (2004) abordou o tema de forma teórica, chegando até mesmo a desenvolver uma modelagem de um sistema de alocação de portfólio baseado no perfil do investidor. Porém, não foi encontrado nenhum experimento prático onde o perfil do investidor houvesse sido aplicado nas recomendações de investimento em Bolsa de Valores.

Perfil de usuário (ou perfil do investidor) faz parte de uma área de estudos maior, denominada de Contexto de Usuário. Essa área estuda como os sistemas podem se adaptar as mudanças no contexto do usuário, como por exemplo: mudanças no ambiente físico, disponibilidade de recursos de hardware, preferências de usuário, etc. O trabalho também ressaltou os principais pontos a serem considerados na implementação de Contexto de Usuário para Sistemas de Suporte à Decisão.

Assim sendo, a principal motivação para este trabalho é demonstrar como o desempenho de Sistemas de Suporte à Decisão para investimentos em ações pode ser melhorado através da aplicação de Contexto de Usuário aos seus modelos de recomendação.

Durante a pesquisa foram realizados testes para medir e comparar os resultados da aplicação de Contexto de Usuário em Sistemas de Suporte à Decisão. Nessa simulação, um sistema de recomendação de compra e venda de ações, baseado em Algoritmos Genéticos, foi implementado e teve seu desempenho medido em diversos cenários de teste, com e sem características de perfil de usuário. A técnica de Algoritmos Genéticos foi selecionada para implementação por ser umas das técnicas de Inteligência Artificial mais utilizadas em Sistemas de Suporte à Decisão para investimentos, e haviam artigos disponíveis com detalhes suficientes para reuso do algoritmo.

Além disso, o trabalho identificou e modelou os diferentes perfis de investidores e suas características. Outra contribuição foi a criação de uma classe na linguagem de programação JAVA para encapsular todos os aspectos relacionados ao perfil do usuário para investimento em ações. Essa classe está disponibilizada para a comunidade acadêmica de forma que possa ser reutilizada em trabalhos futuros.

Objetivo do Trabalho

O objetivo principal deste trabalho é analisar e comparar técnicas de Inteligência Artificial aplicadas a Sistemas de Suporte à Decisão através da implementação de propostas adaptando-as para o contexto do usuário.

Os seguintes objetivos específicos foram definidos:

- Implementar um Sistema de Suporte à Decisão de investimento com Algoritmos Genéticos;
- Criar um modelo desse sistema com Contexto de Usuário;
- Implementar o modelo de Contexto de Usuário e demonstrar como este pode melhorar o desempenho de Sistemas de Suporte à Decisão para investimentos.

Organização do Trabalho

Este trabalho está organizado em seis capítulos. O Capítulo 1 descreve os principais conceitos de Bolsa de Valores, as operações permitidas com ações e os principais indicadores de mercado. No Capítulo 2 são apresentados os conceitos básicos de Sistemas de Suporte à Decisão e suas aplicações na área de investimentos. Esse capítulo também conta com uma revisão de literatura sobre Sistemas de Suporte à Decisão para investimento em ações. No Capítulo 3 são definidas e explicadas as principais técnicas de Inteligência Artificial utilizadas em Sistemas de Suporte à Decisão. No Capítulo 4 são introduzidos o Contexto de Usuário, e as características e perfis de investidor. O Capítulo 5 descreve a implementação de um Sistema de Suporte à Decisão para investimento em ações utilizando algoritmos genéticos. O capítulo 6 analisa o desempenho desse sistema sem características de Contexto de Usuário e com Contexto de Usuário para vários cenários diferentes. No Capítulo 7 são apresentadas conclusões e trabalhos futuros.

1 BOLSA DE VALORES

Neste capítulo são apresentados os conceitos básicos sobre Bolsa de Valores, fundamentais para o entendimento desse trabalho. Bolsa de Valores é uma instituição que permite a negociação de ações de empresas de capital aberto, em geral, cada país possui sua própria Bolsa. O BANCO CENTRAL DO BRASIL (2016) define Bolsa de Valores da seguinte forma:

“As bolsas de valores são sociedades anônimas ou associações civis, com o objetivo de manter local ou sistema adequado ao encontro de seus membros e à realização entre eles de transações de compra e venda de títulos e valores mobiliários, em mercado livre e aberto, especialmente organizado e fiscalizado por seus membros e pela Comissão de Valores Mobiliários” (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2016).

Ações são títulos nominativos que representam uma fração do capital social da empresa, ou seja, podem ser definidas como uma pequena parte da organização (NETO, 2007). É um investimento de grande liquidez, isto é, pode ser rapidamente convertido em dinheiro, porém, essa aplicação possui um alto risco associado, pois é possível perder parte ou a totalidade dos valores investidos (NETO, 2007).

1.1 Operações de Compra e Venda de Ações

Em Bolsa de Valores os investidores têm a possibilidade de comprar e vender ações, seguindo a regulamentação estabelecida pela Comissão de Valores Mobiliários (CVM). Essas operações acontecem quando o vendedor e o comprador acordam em, respectivamente, entregar os títulos e a pagar o preço determinado (CAVALCANTE, MISUMI e RUDGE, 2005).

1.2 Venda a descoberto

No entanto, também existe a possibilidade de realizar uma operação mais elaborada, chamada de venda a descoberto. Essa modalidade é interessante para investidores mais experientes que desejam lucrar com a queda do preço das ações.

A operação consiste em alugar temporariamente as ações de outro investidor, sendo previamente acordadas a duração e custo do aluguel. A partir do momento que o investidor aluga as ações, ele passa a ter total controle sobre as mesmas durante aquele período. Portanto, o investidor pode vender as ações alugadas e receber a quantia relativa à venda, e recompra-las posteriormente para devolver ao proprietário. Se no momento da recompra de ações o preço estiver cotado abaixo do preço de venda, o investidor que alugou as ações terá lucro, caso contrário, terá prejuízo (VALOR ECONÔMICO, 2016). O aluguel de ações é uma estratégia potencialmente mais arriscada do que a compra de ações porque envolve maiores custos com o aluguel, e pode levar a um prejuízo teoricamente infinito, pois não há limite máximo que o preço de uma ação possa atingir.

1.3 Indicadores

Para descobrir o momento certo para compra ou venda de ações, diversos indicadores matemáticos baseados nas cotações históricas das ações foram desenvolvidos. Esses indicadores auxiliam na interpretação dos sinais do mercado de ações e na tomada de decisão dos investidores (SACHETIM, 2006).

Um dos mais importantes indicadores da Bolsa de Valores do Brasil é o Ibovespa. Esse índice é medido de desempenho médio das cotações das maiores empresas presente no mercado de ações brasileiro, e sua finalidade é consolidar o comportamento do geral dos ativos da BM&FBOVESPA (2016). Sua carteira teórica de ações é constituída pelos principais papéis negociados, que somados equivalem a mais de 85% do número de negócios e do volume financeiro da Bolsa (BM&FBOVESPA, 2016).

No entanto, existem indicadores que ao invés de apenas medirem o desempenho, permitem avaliar a relação de risco e retorno associado ao investimento. É possível citar como indicadores desse tipo os índices: *Sharpe*, *Sortino* e *Sterling*.

O índice de *Sharpe* mede a razão entre o retorno médio excedente de um investimento livre de risco e a sua volatilidade (desvio padrão) (MACIEL e DA SILVA MONTEZANO, 2016). Segundo SHARPE (1966), o cálculo desse índice é feito pela seguinte formula:

$$IS = \left(\frac{R_i - R_f}{\sigma_i} \right)$$

onde R_i é o retorno do investimento; R_f é o retorno livre de risco; e σ_i é o desvio padrão do retorno do investimento.

O índice de *Sortino* é uma extensão do índice de Sharpe, porém, mede o risco de não atingir o retorno mínimo aceitável para o investimento. Esse índice é calculado através da razão entre o retorno acima de algum índice de referência e a volatilidade negativa dos retornos em relação ao índice de referência (MACIEL e DA SILVA MONTEZANO, 2016). SORTINO e PRICE (1994) estabeleceram a seguinte fórmula para o índice *Sortino*:

$$ISP = \left(\frac{R_i - RMA}{\sigma_{abaixo}} \right)$$

onde RMA é o retorno mínimo aceitável; e σ_{abaixo} é a o desvio padrão dos retornos abaixo do mínimo aceitável.

Por último, o índice Sterling mede em relação entre o retorno do investimento e a perda máxima no período (BACON, 2011):

$$SR = \left(\frac{R_i - R_f}{MPP} \right)$$

onde MPP é a maior perda no período.

2 SISTEMAS DE SUPORTE À DECISÃO

O termo “Sistemas de Suporte à Decisão” (*Decision Support Systems* - DSS) foi criado por Peter G. W. KEEN em 1978 e surgiu a primeira vez no seu livro intitulado “*Decision Support Systems: An Organizational Perspective*” (AVERWEG, 2009). Esse conceito foi definido por KEEN, *et. al.* (1978) como sistemas computacionais capazes de melhorar a qualidade das decisões para problemas semiestruturados, onde o auxílio do computador é de grande valor, mas o julgamento da pessoa (decisor) continua sendo essencial. Contudo, uma definição mais atual seria a de TURBAN, RAINER e POTTER (2005), um sistema de informação que combina modelos e dados na tentativa de resolver problemas semiestruturados e não estruturados, com extensivo envolvimento do usuário.

AVERWEG (2009) cita as seguintes razões como motivação para o surgimento dos DSS:

- Ajudar na estruturação da decisão, para que em conjunto com outras ferramentas, possam ser encontradas soluções para o problema em questão;
- Facilitar a manipulação, recuperação e exibição de dados que possa auxiliar na tomada de decisão;
- Facilitar a utilização de softwares de análise no processo de decisão.

O conceito de decisão, segundo ROMÃO (2006), é definido como a escolha de opção de uma ação, dentre outras disponíveis, para atingir um determinado objetivo. Contudo, a tomada de decisão é uma tarefa complexa. Dependendo do problema, a decisão pode exigir que o decisor analise uma grande quantidade de informação, precise conciliar diferentes objetivos e ainda lidar com as incertezas inerentes as decisões (CARVALHO, 2009). Com os avanços tecnológicos modernos, a cada dia que passa os decisores tem acesso a mais informações, surgem problemas mais complexos e aumenta o tamanho das equipes envolvidas (EIERMAN, NIEDERMAN e ADAMS, 1995). Tudo isso torna o processo decisório ainda mais difícil para uma pessoa sem auxílio de um sistema de suporte.

CARVALHO (2009) destaca os seguintes benefícios da adoção dos DSS:

- Maior rapidez e capacidade cognitiva na tomada da decisão;
- Garante a integridade disponibilidade, consistência e segurança das informações armazenadas;
- Permite a simulação de um modelo real, o que pode reduzir potenciais perdas;
- Facilita a comunicação entre decisores (quando aplicável);

- Facilita o acesso ao conhecimento compilado e armazenado.

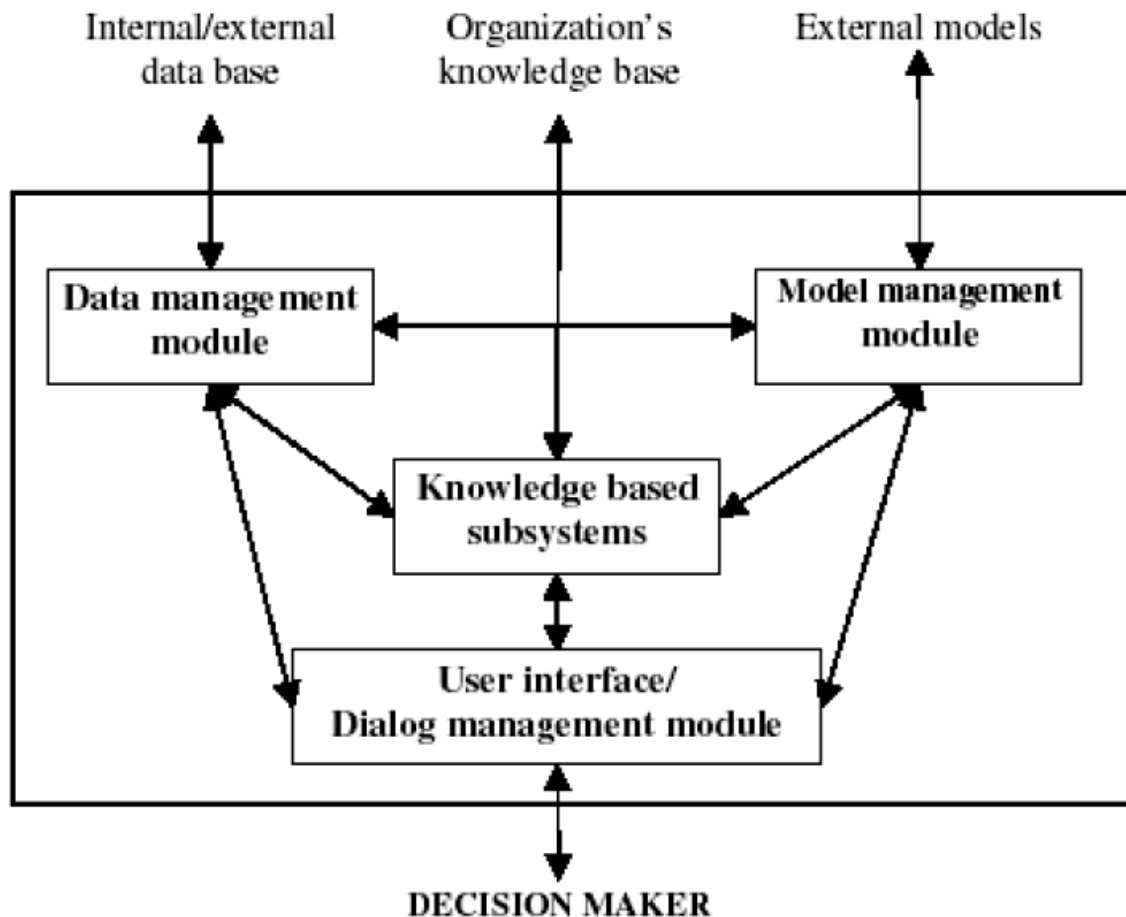
Entretanto, ainda de acordo com CARVALHO (2009), o sistema de suporte a decisão não tem como objetivo substituir o decisor humano por completo. Um DSS deve contribuir para encontrar possíveis soluções para o problema, no entanto, a pessoa continua sendo responsável pela decisão final. As decisões tomadas impactam diretamente nos resultados aos problemas apresentados.

Para um DSS o critério de sucesso de um resultado apresentado está diretamente relacionado às preferências do usuário. Em geral, os sistemas de apoio à decisão não retornam apenas uma proposta como solução para o problema, mas fornecem uma série de alternativas como possíveis soluções, todas baseadas nas preferências do usuário. Assim, fica a critério do próprio usuário aceitar ou rejeitar as propostas enviadas pelo sistema, o que também irá servir como *feedback* para o sistema levar em consideração nas futuras recomendações (RADERMACHER, 1994). Considerando que as preferências de um indivíduo podem mudar com passar do tempo, o sistema de suporte a decisão deve se adaptar constantemente a essas mudanças para que possa continuar oferecendo soluções condizentes as expectativas do usuário.

É importante ressaltar que tanto o homem quanto a máquina estão sujeitos a tomar decisões ruins para o problema. Em geral, a utilização dos DSS aumenta as chances de sucesso do decisor nas suas escolhas, porém, não é possível garantir essa eficiência em todos em casos (RADERMACHER, 1994).

Com relação à arquitetura, SPRAGUE e CARLSON (1982) afirmam que os Sistemas de Suporte à Decisão são formados pelos seguintes componentes (**Error! Reference source not found.**): Interface do Usuário, Gestão de Dados, Gestão de Modelos e Base de Conhecimentos.

Figura 1 – Arquitetura de Sistemas de Suporte à Decisão

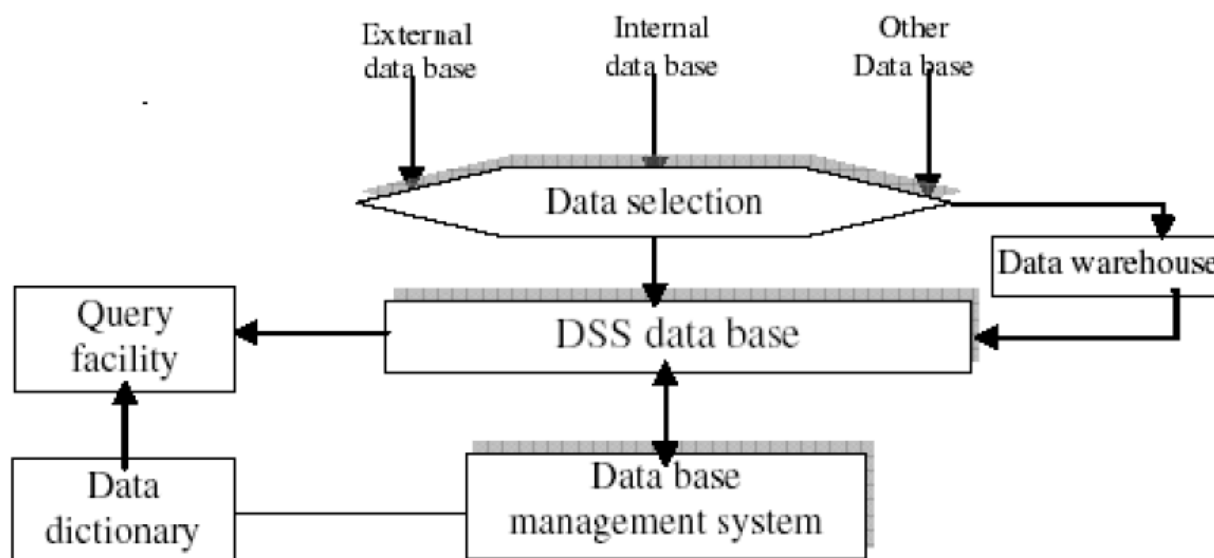


Fonte: PERRAJU, 2013.

A Interface do Usuário provê a comunicação entre o usuário e o DSS. É única parte que o decisor (usuário) tem contato.

A Gestão de Dados pode ser considerada um subsistema do sistema principal, possuindo os seguintes subcomponentes (**Error! Reference source not found.**): (i) Banco de Dados do sistema de suporte a decisão, inclui tanto os dados da base interna do sistema quanto fontes de dados externas. (ii) Sistema de Gestão de Banco de Dados, o banco pode ser relacional ou multidimensional. (iii) Dicionário de Dados, catálogo com todas as definições da base de dados, e (iv) Ferramentas de consulta (se houver).

Figura 2 – Sistemas de Suporte à Decisão - Módulo de Gestão de Dados



Fonte: PERRAJU, 2013.

A Gestão de Modelos consiste nos seguintes componentes: (i) Base de Modelos, onde são armazenados diversos modelos que permitem ao sistema analisar e encontrar soluções para os problemas; (ii) Gestão da Base de Modelos, módulo que permite a criação de novos modelos através de linguagem de programação; (iii) Dicionário de modelos, repositório que contém as definições e informações relacionadas aos modelos, e (iv) Criação, execução e integração do módulo de modelos, interpretam as instruções do usuário de acordo com modelos e os transfere para o sistema de gerenciamento de modelos.

A Base de Conhecimento é o módulo capaz de formular problemas, modelos de decisão, analisar e interpretar os resultados. Alguns sistemas acrescentam Inteligência Artificial para imitar o julgamento humano.

PERRAJU (2013) cita alguns exemplos de DSS: Sistemas Especialistas, Sistemas de Simulação, Sistemas de Análise de Mercado, Modelos Financeiros, Planilhas, Pacotes de Programação para Estatísticas, Programação Linear e etc. Além disso, PERRAJU (2013) também encontrou outras áreas de domínios onde há a utilização de DSS, tais como:

- Finanças Corporativas: amortização de empréstimo, depreciação de ativos, avaliação de compra ou leasing, controle de fluxo de caixa, etc.;
- Análise de Mercado: estimativas de mercado, análise de vendas, etc.;

- Investimentos Imobiliários: alternativas de financiamento, planejamento tributário;
- Análise de Portfólio.

2.1 Área de Finanças e Investimentos

As decisões na área de finanças adotam normalmente, o modelo de finanças tradicional que se baseia na Teoria da Utilidade Esperada (TUE) proposta por SAVAGE (1964). Segundo essa teoria, as pessoas tomam decisões puramente racionais, são avessas a risco e visam a maximizar utilidade de seus investimentos. As teorias de finanças empregadas atualmente, em sua quase totalidade, foram construídas a partir dessa abordagem, cujo paradigma central é a racionalidade do investidor (HAUBERT, LIMA e HERLING, 2012).

Contudo, KAHNEMAN e TVERSKY (1979) afirmam que há uma série de situações onde o comportamento dos indivíduos violavam sistematicamente os princípios da TUE. O homem como um indivíduo sujeito as emoções é capaz de cometer falhas, principalmente, em decisões que podem levar a ganhar ou perder dinheiro (HAUBERT, LIMA e HERLING, 2012). A Teoria do Prospecto proposta por KAHNEMAN e TVERSKY (1979) surge com um modelo alternativo, iniciando-se os estudos sobre finanças comportamentais.

Segundo OLIVEIRA, SILVA e SILVA (2005), finanças comportamentais constituem um campo de estudos contrário à racionalidade defendida pelos modelos tradicionais. Essa área foi criada como uma tentativa de aperfeiçoar o modelo tradicional de finanças utilizado atualmente, por meio da incorporação de estudos sobre o comportamento e a irracionalidade do homem. Conceitos de economia, finanças, psicologia são aplicados às finanças comportamentais com o intuito de construir um modelo mais detalhado do comportamento humano nos mercados financeiros, apoiado na ideia de que os investidores estão sujeitos ao seu próprio comportamento.

Além dessas teorias, existem três fatores que devem ser sempre analisados num investimento: rentabilidade, segurança e liquidez. Rentabilidade é o resultado líquido da aplicação financeira, que tanto pode ser positivo (lucro) ou negativo (prejuízo). A segurança pode ser entendida como a previsibilidade do valor de resgate, quanto mais previsível maior é a segurança e menor o risco do investimento. Já a liquidez, é a capacidade de transformar o investimento novamente em dinheiro (CAVALCANTE, MISUMI e RUDGE, 2005).

A Tabela 1 fornece uma visão comparativa segundo RAMBO (2014) dos fatores rentabilidade, liquidez e segurança dos principais tipos de investimento disponíveis no mercado financeiro.

Tabela 1 – Comparativo de rentabilidade, liquidez e segurança dos principais tipos de investimento disponíveis

Investimento x rentabilidade, liquidez e segurança			
	Proporciona		
Investimento em:	Em 1º lugar	Em 2º lugar	em 3º lugar
Poupança	Segurança	liquidez	Rentabilidade
Renda Fixa	Rentabilidade	Segurança	Liquidez
Ações	Rentabilidade	Liquidez	Segurança
Imóveis	Segurança	Rentabilidade	Liquidez

Fonte: RAMBO, 2014.

2.2 Sistemas de Suporte à Decisão para Investimentos

Com o intuito de obter mais conhecimento sobre os sistemas de Suporte à Decisão voltados para o investimento em Bolsa de Valores foi realizada uma revisão de literatura. Esse estudo procurou, também, obter um panorama geral das estratégias e técnicas utilizadas por esses sistemas e encontrar possíveis oportunidades de melhorias.

Para realização dessa revisão utilizou-se as etapas de planejamento da revisão, condução da revisão e apresentação dos resultados (BRERETON, *et al.*, 2007). No planejamento são definidas as questões de pesquisa, as *strings* de busca, as bibliotecas pesquisadas e critérios de inclusão e exclusão de trabalhos.

As seguintes questões de pesquisa foram definidas, visando atingir os objetivos da revisão de literatura:

- i. Quais são os Sistemas de Suporte à Decisão existentes para apoio a tomada de decisão de investimento em ações?
- ii. Quais são as técnicas, estratégias e modelos de IA empregados nesses sistemas?
- iii. Que modelos de Finanças são abordados nesses sistemas?

- iv. Quais são os benefícios de se utilizar um sistema de suporte à decisão de investimento?
- v. A quem se destinam esses sistemas?

Para realizar a pesquisa, foi definida uma *string* de busca focando principalmente nos termos “suporte a decisão” e “mercado de ações”. Além disso, tanto os termos de busca em português quanto inglês foram utilizados:

- (sistemas OR systems OR sistemas inteligentes OR intelligent systems)
AND (suporte à decisão OR decision support OR tomada de decisão OR decision making OR apoio à decisão OR supporting decision)
AND (mercado de ações OR stock market OR bolsa de valores OR stock exchange OR stock trading)

A busca foi realizada nos principais repositórios de trabalho acadêmicos da área de computação: Google Acadêmico, ACM Digital Library, IEEExplore, IEEE Computer Society Digital Library, Springer, CiteSeerX, University of Essex, Case Western Reserve University, Wiley Online Library, Inderscience Online, MIT Press Journals, ResearchGate, Science Direct e Taylor Francis Online.

O processo de busca foi realizado através de consultas as fontes de dados no período de agosto a outubro de 2015, sendo revisados em novembro de 2015. Durante a revisão dos trabalhos encontrados, os seguintes critérios foram considerados para a inclusão ou exclusão dos resultados:

- O artigo deve estar escrito no idioma Português ou Inglês;
- O artigo deve tratar de sistemas de suporte à decisão no mercado de ações;
- O artigo deve ter implementado um sistema que faça recomendação de compra e venda de ações;
- A existência de um artigo mais recente ou mais completo, tratando do mesmo tema, elimina o artigo anterior.

Após o término da etapa de busca, foi encontrado um total de 112 artigos. Contudo, durante a revisão dos resultados, considerando os critérios de inclusão e exclusão, esse número foi reduzido para 80 artigos. A partir daí todos os trabalhos selecionados foram lidos a fim de realizar a coleta de informações para responder as questões de pesquisa.

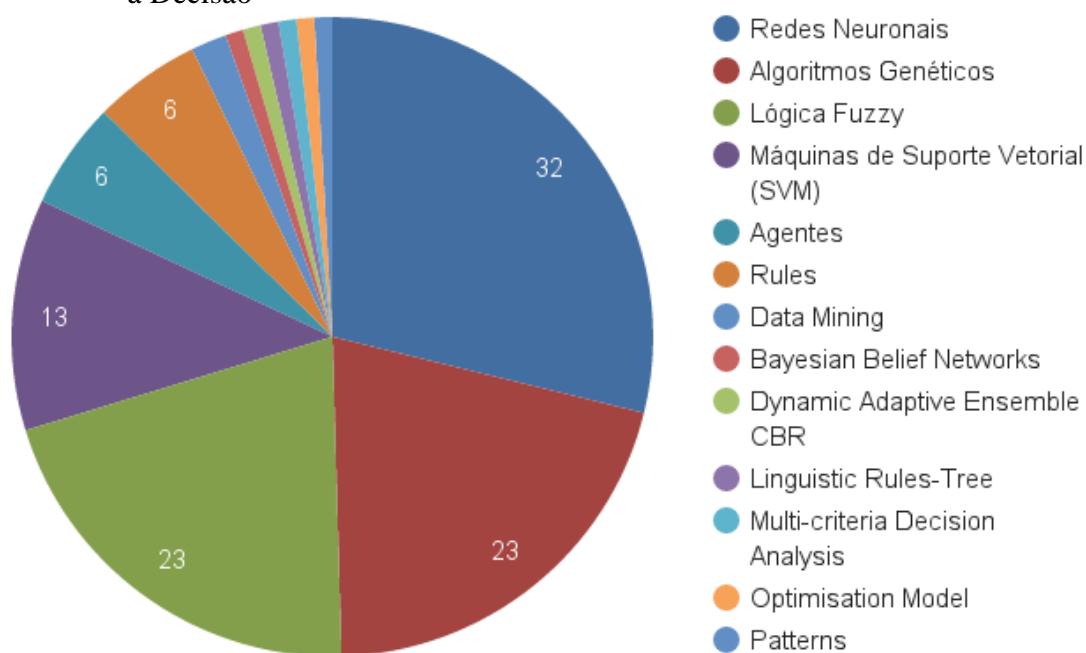
Os artigos analisados desenvolveram Sistemas de Suporte à Decisão para recomendação de compra e venda de ações, com apoio de técnicas de Inteligência Artificial. Em geral, os sistemas tiveram êxito em suas recomendações, de forma que as simulações feitas com dados reais conseguiram gerar ganhos atrativos.

Com o processamento dos resultados, foi possível observar que a Inteligência Artificial (IA) está presente na grande maioria dos trabalhos encontrados. Isso está de acordo com a tendência dos Sistemas de Suporte a Decisão incorporarem técnicas de IA para agregar conhecimento à tomada de decisão, observada por PERRAJU (2013). Inclusive alguns autores (HUANG 2012; LIPINSKI 2008; BABA, INOUE e YANJUN 2002) usam mais de uma técnica de IA para compor o modelo de solução para o problema.

As técnicas mais empregadas são respectivamente: Redes Neurais, Algoritmos Genéticos e Lógica Fuzzy. Se somadas, elas estão presentes em 70% do total de trabalhos. A **Error! Reference source not found.** exibe o gráfico com as principais técnicas de Inteligência Artificial utilizadas no desenvolvimento de Sistemas de Suporte à Decisão para investimentos. Vale ressaltar que essa métrica contabiliza apenas técnicas tradicionais de Inteligência Artificial, não levam em consideração novas técnicas desenvolvidas pelos autores. Inclusive, durante a elaboração de suas pesquisas, alguns autores optaram por unir duas ou mais técnicas de IA para criar técnicas inovadoras, chamadas de modelos híbridos. Esses modelos são contabilizados na **Error! Reference source not found.** Por isso, se somados todos os valores do gráfico abaixo se chega a um total de 111 registros, derivados dos 81 artigos analisados.

Assim sendo, é possível concluir que Redes Neurais, Algoritmos Genéticos e Lógica Fuzzy são as técnicas mais usadas pelos DSS para investimentos em ações. Este resultado confirma o panorama de Sistemas Inteligentes de Suporte à Decisão feito por PERRAJU (2013) que destaca o uso de Redes Neurais e Algoritmos Genéticos nesses sistemas.

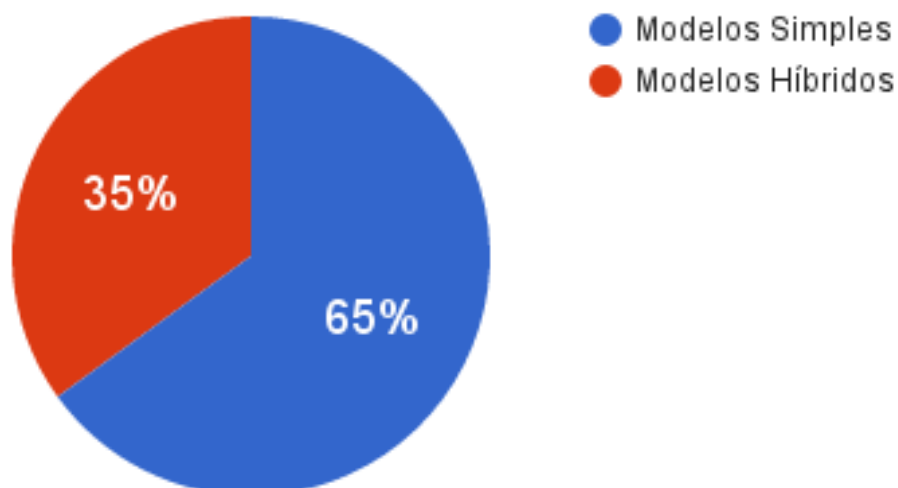
Figura 3 – Principais técnicas de Inteligência Artificial adotadas pelos Sistemas de Suporte à Decisão



Fonte: O autor, 2016.

É possível observar uma tendência dos trabalhos mais recentes serem mais complexos e utilizarem modelos híbridos, ou seja, com duas ou mais técnicas de Inteligência Artificial. Enquanto as pesquisas mais antigas empregaram modelos simples, utilizando apenas uma técnica de IA. A união de mais de uma técnica proporciona mais precisão e confiança nas recomendações feitas pelos Sistemas de Suporte a Decisão. No entanto, devido ao fato da área de sistemas de suporte a decisão de investimentos em ações ser relativamente recente, a maioria dos trabalhos encontrados (65%) ainda conta com modelos de IA simples, enquanto o restante (35%) inovaram ao adotarem modelos híbridos.

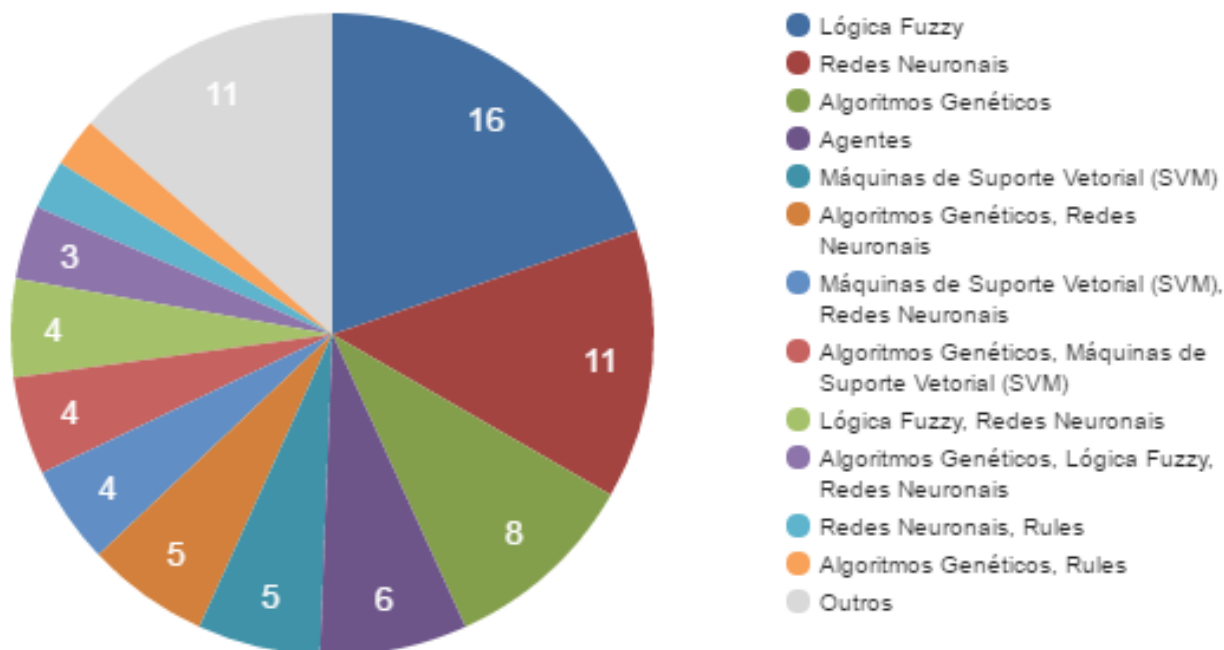
Figura 4 – Modelos Simples x Modelos Híbridos



Fonte: O autor, 2016.

Ao se analisar os modelos de IA simples e híbridos em conjunto, percebe-se que quantitativamente as três técnicas preferidas se mantém, porém, a ordem é alterada, sendo respectivamente Lógica Fuzzy, Redes Neurais e Algoritmos Genéticos os modelos mais adotados nos algoritmos. Portanto, é possível concluir que as técnicas de Redes Neurais e Algoritmos Genéticos foram as mais utilizadas em relação aos modelos simples, e também tiveram alguma adoção nos modelos híbridos. Já Lógica Fuzzy foi bastante usada em modelos simples, porém, teve menos preferências nos modelos híbridos.

Figura 5 – Modelos mais utilizados pelos algoritmos (simples e híbridos)



Fonte: O autor, 2016.

Os modelos de finanças utilizados adotaram indicadores da análise técnica, calculados com base nos dados históricos de ações e de índices de ações, como entradas para os Sistemas

de Suporte à Decisão de investimentos. Os sistemas analisam esses dados para diversas finalidades, tais como: prever preço futuro das ações, selecionar as melhores ações para investir, determinar o momento correto de compra e venda de ações (BABA, INOUE e YANJUN 2002; LOUWERSE e ROTHKRANTZ 2014; DONG e WAN 2009).

Os autores destacam como benefícios desses sistemas a maior precisão na identificação do momento ideal para realizar investimentos (DONG e WAN, 2009), e melhor rentabilidade em relação às estratégias tradicionais de comprar e manter as ações (LOUWERSE e ROTHKRANTZ 2014; LIPINSKI 2008b; HUANG 2012). Como desafios, o alto tempo para treinamento e o desempenho computacional do sistema têm sido as maiores dificuldades dos DSS nesta área (LIPINSKI 2008).

Esses sistemas são recomendados para todos os investidores que desejam aplicar em ações. Dentre os artigos encontrados na revisão de literatura, não há distinção dentre os tipos de usuários que possam estar utilizando o sistema, ou seja, o investidor é tratado de maneira genérica, e suas características pessoais não são levadas em consideração (SENG-CHO, *et al.* 1997; CHANG, *et al.* 2009; WANG 2002). A maioria das publicações encontradas concentraram seus esforços no estudo de técnicas de Inteligência Artificial, e como aplicá-las no desenvolvimento dos seus sistemas, enquanto outros aspectos como perfil do usuário e o funcionamento do mercado de ações foram pouco explorados. Na próxima seção, são apresentadas as principais técnicas de Inteligência Artificial utilizadas em Sistemas de Suporte a Decisão e suas aplicações.

3 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL APLICADA A SISTEMAS DE SUPORTE À DECISÃO

As técnicas de Inteligência Artificial aprimoram os sistemas de suporte à decisão com a implementação de aprendizado de máquina. Dados históricos, decisões anteriores e exemplos, servem de entrada para o sistema, de forma que seja possível expandir o conhecimento do decisor humano sobre o problema. PERRAJU (2013) destaca Redes Neurais Artificiais e Algoritmos Genéticos como as principais abordagens para implementação de aprendizado de máquina, assim esse capítulo apresenta um resumo de Algoritmos Genéticos que foi a técnica de Inteligência Artificial empregada no desenvolvimento deste trabalho.

3.1 Algoritmos Genéticos

Algoritmos Genéticos são algoritmos matemáticos de busca e otimização, inspirados no princípio Darwiniano de evolução das espécies e recombinação genética, ou seja, se baseiam na ideia de reprodução e sobrevivência dos indivíduos mais aptos (GOLBERG, 1989).

Assim sendo, através de diversas evoluções de uma população seria possível chegar a uma solução mais adaptada para um determinado problema computacional (PACHECO, 1999). Segundo NORVIG e RUSSELL (2004), realizando uma série de mutações no código de um programa, é possível gerar um algoritmo de bom desempenho para qualquer tarefa simples.

Os Algoritmos Genéticos (AG) são inspirados na estrutura dos genes humanos e, portanto, herdaram sua nomenclatura. Por exemplo, o conjunto de possíveis para um problema que se deseja otimizar é denominado de população. Uma população é composta por um conjunto de diferentes indivíduos, ou cromossomos. E cada cromossomo é formado por diferentes genes. Em geral, o gene é representado por um número, porém, sua implementação pode variar de acordo com o problema em questão. Por exemplo, na Figura 6 abaixo, o gene foi modelado como um número inteiro.

Figura 6 – Exemplo de Cromossomos (retângulos) e genes (números)



Fonte: NASCIMENTO *et al.*, 2007

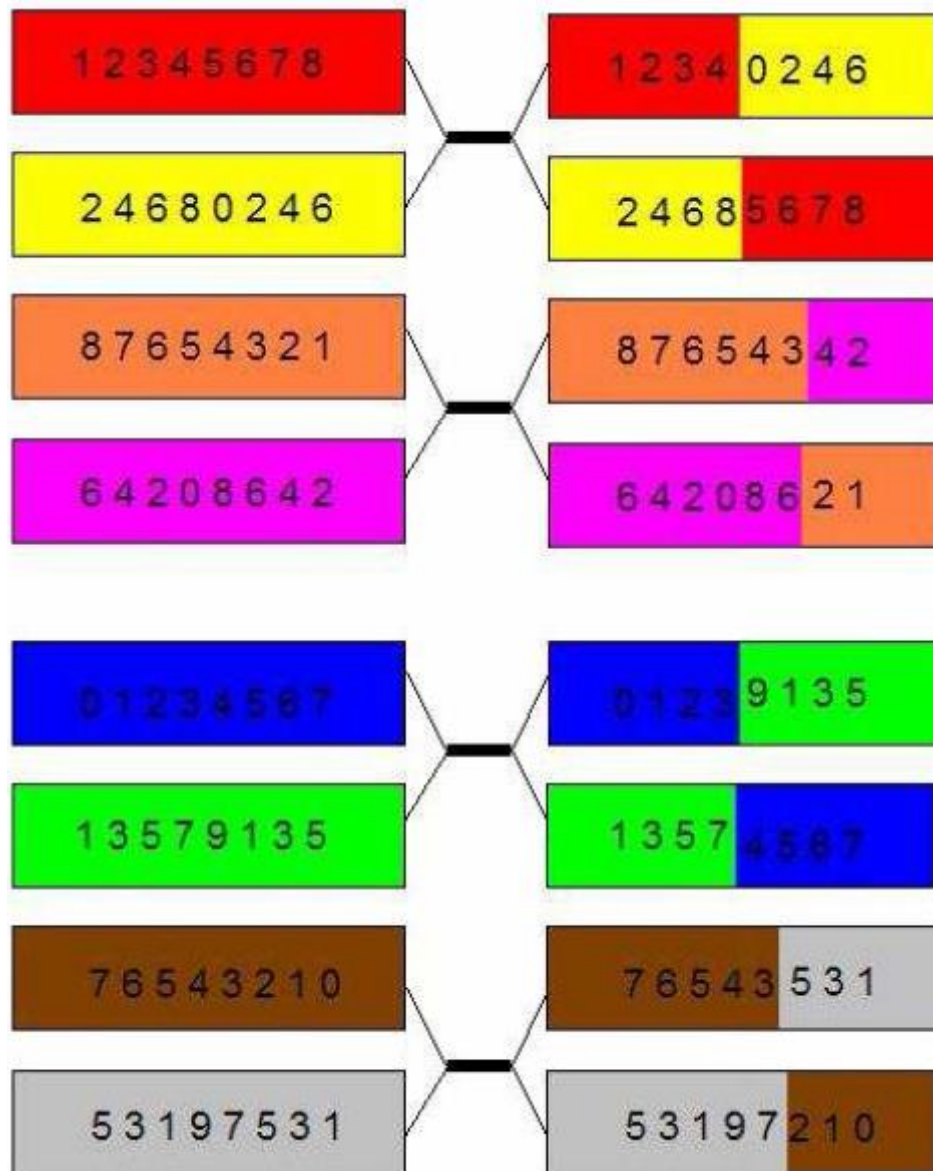
A evolução dos cromossomos pode ocorrer de diversas formas. As principais operações que podem ser realizadas nos Algoritmos Genéticos são (NASCIMENTO, *et al.*, 2007): Seleção, Crossover e Mutação.

Na Seleção, os indivíduos mais aptos para aquele problema são selecionados, e os menos aptos são removidos.

No Crossover (cruzamento), os genes de um par de indivíduos, “pais” são misturados para gerar novos indivíduos “filhos”. A ideia é cruzar as características dos indivíduos para conseguir cromossomos mais aptos (**Error! Reference source not found.**).

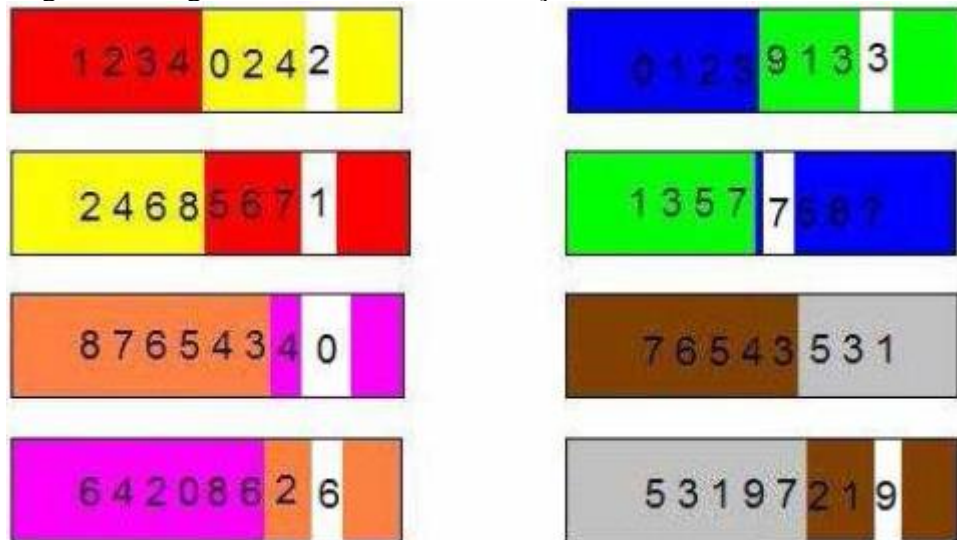
Na Mutação são realizadas mudanças aleatórias nos genes de forma que surjam novos indivíduos mais adaptados (**Error! Reference source not found.**).

Figura 7 – Algoritmos Genéticos – *Crossover*



Fonte: NASCIMENTO, *et al.* 2007

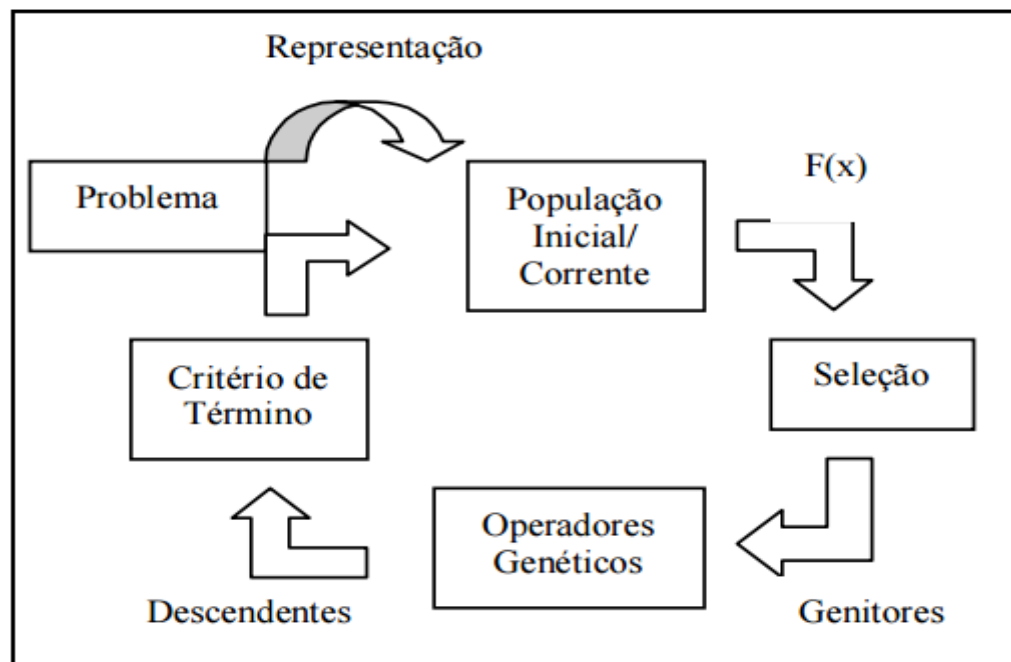
Figura 8 – Algoritmos Genéticos – Mutação



Fonte: NASCIMENTO, *et al.* 2007

O processo evolucionário se dá na seleção dos indivíduos mais aptos após a execução das operações descritas na Figura 9. A cada iteração os indivíduos menos adaptados são removidos da população, enquanto os mais adaptados para solução do problema são mantidos. O processo se repete inúmeras vezes até que a aptidão dos indivíduos não consiga melhorar e estabilize (PACHECO, 1999).

Figura 9 – Algoritmos Genéticos – Processo Evolucionário



Fonte: PACHECO, 1999

3.2 Algoritmos Genéticos para DSS

Algoritmos Genéticos podem ser utilizados em Sistemas de Suporte à Decisão para otimizar as previsões da aplicação, e assim conseguir melhores resultados nas suas recomendações (ZUHAIMY, 2008). O objetivo de aplicar esses algoritmos é desenvolver uma população de soluções por meio de operações genéticas e seleção natural, sendo avaliada por uma função de aptidão pré-definida, até atingir um resultado otimizado. O algoritmo, também, pode ser executado outras vezes ao longo do tempo para adaptar a população de soluções propostas devido a alterações no ambiente (REES e KOEHLER, 2002).

Os Algoritmos Genéticos (AG) podem ser considerados como um modelo matemático pertencente classe de meta-heurísticas, e são muito eficientes na busca de soluções otimizadas. Em comparação com outras técnicas, não possuem diversas limitações encontradas nos métodos tradicionais de busca, como a necessidade de conhecimento especial sobre a função de aptidão (função objetiva). Por isso, são métodos que podem lidar com qualquer problema de otimização (RODRIGUES, NETO e SOUZA, 2012). ZUHAIMY (2008) afirma que AG são considerados, no meio acadêmico, como a melhor técnica de busca heurística, sendo possível usá-la até mesmo para resolver problemas do tipo *NP-hard*. Além disso, esses algoritmos são de fácil implementação e não requerem profundos conhecimentos matemáticos (DE SOUZA, *et al.*, 2010).

Essa técnica tem demonstrado ser eficaz especialmente na otimização em domínios complexos, ou seja, áreas caracterizadas por espaços de busca enormes, com funções de aptidão não lineares e não contínuas, e com ruídos. Os métodos de otimização tradicionais podem cair em armadilhas de ótimos locais, mas como AG trabalham de forma paralela e com toda a população, não apresentam esse problema. O uso de toda população permite considerar soluções candidatas de vários pontos do espaço de busca. Como resultado, se o algoritmo for projetado e treinado da maneira correta, é possível evitar esse problema de ótimos locais e produzir soluções eficazes para o problema apresentado (KUMAR, KROVI e RAJAGOPALAN, 1997).

Algoritmos Genéticos, também, podem ser usados como um modelo de classificação para mineração de dados. É possível treinar o algoritmo de forma que ele consiga identificar características conhecidas nos dados de entrada, e o reconheça como parte de um determinado conjunto de indivíduos (KUMAR, KROVI e RAJAGOPALAN, 1997). KUMAR, KROVI e

RAJAGOPALAN (1997) utilizaram AG para criar um sistema capaz de prever as empresas que tenderiam a passar por um possível processo de aquisição ou liquidação.

No entanto, existem algumas dificuldades para o uso de Algoritmos Genéticos em Sistemas de Suporte à Decisão. É preciso determinar as características evolutivas do algoritmo, de forma a conseguir a melhor população possível, como por exemplo: taxa de mutação; tamanho da população; quantidade de filhos gerados pela população; tipo de técnica de cruzamento e de convergência, entre outras. Além disso, devido à natureza aleatória de pesquisa dos Algoritmos Genéticos, só é possível se aproximar da solução ideal, no entanto, não se pode garantir que seja a melhor solução para o problema (ZUHAIMY, 2008).

As aplicações dos Algoritmos Genéticos são vastas, podendo-se destacar problemas de otimização em geral. Nos últimos anos, parte pesquisadores procurou aplicar AG para solucionar problemas da indústria, como por exemplo, determinar alocação de recursos no campo e na cidade, simulação de sistemas complexos, segmentação de mercado, previsão de preços, preferências do consumidor, etc. Enquanto outros pesquisadores propuseram soluções para problemas conhecidos no meio acadêmico, tais como: problema do caixeiro viajante, coloração em grafos, empacotamento de polígonos, etc. (ALEXOUDA, 2005).

Algoritmos Genéticos podem ser utilizados para potencializar as capacidades de uma Rede Neural Artificial (RNA) (BUKHAROV e BOGOLYUBOV, 2015). Por exemplo, CHANDWANI, AGRAWAL e NAGAR (2015) aplicaram Algoritmos Genéticos para ajustar os pesos das sinapses e do *bias* da RNA. Enquanto pesquisas mais complexas, como CASTELLANI (2013), não só ajustaram os pesos das sinapses e do *bias*, como também a estrutura da RNA. Além disso, BUKHAROV e BOGOLYUBOV (2015) utilizaram um Algoritmo Genético para identificar os melhores parâmetros de entrada para a RNA de um sistema de previsão universal. Essa integração resultou em uma melhor taxa de erro da Rede e no aumento da velocidade de aprendizagem.

4 CONTEXTO DE USUÁRIO

A computação sensível a contexto é um paradigma definido por SCHILIT (1995) que estuda métodos para modelagem e utilização de informações de contexto. O contexto é formado pelos seguintes componentes: onde o usuário está, com quem o usuário está e que recursos existem nas proximidades (SCHILIT, 1995). Segundo SÁNCHEZ-PI, CARBÓ e MOLINA (2012) as informações de contexto podem ser: localização do usuário, horário, espaço, tipo de dispositivo, condições meteorológicas, atividade do usuário, que pessoas ou dispositivos estão próximos, etc.

No entanto, DEY (2001) define contexto como qualquer informação que possa ser usada para descrever o estado de uma entidade. Uma entidade pode ser uma pessoa, um lugar ou qualquer objeto que seja interessante considerar na interação entre o usuário e o sistema, inclusive o próprio usuário e próprio sistema (DEY, 2001).

CHEN, *et al.* (2000) ainda classifica o contexto em Físico, Computacional ou de Usuário. O Contexto Físico abrange fatores do ambiente, geralmente, captados por sensores. O Contexto Computacional se refere aos recursos hardware disponíveis e o Contexto de Usuário ao perfil deste, focado nas suas necessidades, nas suas preferências, e no seu humor.

Considerando o usuário como parte do contexto, KANG (2008) diferenciou contexto em dois tipos: interno e externo. Contexto interno descreve o estado do usuário, por exemplo, seu estado emocional. Já o contexto externo refere-se ao estado do ambiente, como, localização, tempo, etc. Os conceitos de contexto externo e interno estão relacionados de certa forma. Enquanto para alguns domínios as informações externas podem ser um bom indicador das intenções do usuário, em outras aplicações é necessário considerar informações mais complexas sobre o estado do usuário, como o estado emocional ou informações sociais. (SÁNCHEZ-PI, CARBÓ e MOLINA, 2012).

Dentro da área computacional, podemos afirmar que um sistema é sensível a contexto se ele oferece informações e serviços relevantes para o usuário. Essa relevância depende exclusivamente das preferências do usuário (DEY, 2001). SÁNCHEZ-PI, CARBÓ e MOLINA (2012) afirmam que sistemas sensíveis a contexto devem ser capazes de se adaptar às mudanças de contexto, a fim de manter a qualidade do serviço para os usuários. Assim espera-se que os sistemas sensíveis ao contexto utilizem informações do contexto para adaptar o seu comportamento com base em um conjunto predefinido de regras. Essas regras, na sua

maioria, são monitoradas pelo sistema, que se adapta dinamicamente com base nesta informação.

Ainda de acordo com DEY (2001), Contexto de Usuário é uma fonte de informações pouco utilizada nos sistemas computacionais. Portanto, esse conceito ainda é pouco compreendido e seu potencial ainda não foi completamente explorado.

Essa afirmação reforça a ideia de que é possível melhorar o desempenho das recomendações de um Sistema de Suporte à Decisão, principalmente, no caso de investimentos em ações, através da aplicação de Contexto de Usuário, pois, dentro desses conceitos de é suma importância ter conhecimento das preferências e objetivos do perfil do usuário (investidor).

4.1 Perfil de Usuário em Sistemas de Suporte a Decisão de investimentos em Ações (Investidor)

No que diz respeito ao perfil do investidor, existe um senso comum que sugere que as pessoas são perfeitamente racionais e tomam sempre as melhores decisões disponíveis. Porém, a área de Finanças Comportamentais descrita na seção 2.1 estuda justamente o oposto.

O investidor das finanças comportamentais não é totalmente racional. É um homem normal, que pode agir de maneira irracional em certas ocasiões, e tem suas decisões influenciadas por emoções e erros cognitivos, como qualquer pessoa (OLIVEIRA, SILVA e SILVA, 2005). Isso pode ser observado durante as crises financeiras do século XXI, onde investidores pressionados pelo grave cenário econômico tomavam decisões irracionais que não podiam ser explicadas pelo modelo de finanças tradicional (ALVES, 2012). OLIVEIRA, S. SILVA e W. SILVA, afirmam que esse assunto é bastante discutido na comunidade internacional, porém ainda possui pouca repercussão no Brasil.

Dado o aspecto emocional humano, é possível determinar algumas características e comportamentos não racionais, comum aos investidores. São eles: o excesso de confiança, aversão à perda, efeito disposição e efeito reflexo (KAHNEMAN e TVERSKY, 1979).

4.2 Excesso de Confiança

Estudos comprovam que a maioria das pessoas consideram suas habilidades acima da média em qualquer atividade, como por exemplo, dirigir, liderar, jogar e etc. O mesmo ocorre quando o assunto em questão são investimentos (BARBER e ODEAN, 2001).

BARBER e ODEAN (2001) afirmam que os investidores tentam selecionar aplicações com retornos acima da média, dentre as opções de investimento disponíveis. Alguns indivíduos crendo que suas avaliações são melhores e mais confiáveis do que a dos outros investidores, ignoraram as recomendações de especialistas de mercado e tomam decisões basicamente pela sua própria intuição. Porém, a tomada de decisão de investimento é uma tarefa complexa e bastante difícil, onde existem inúmeras variáveis a serem consideradas e um grande volume de informações que deve ser analisado. E justamente em tarefas difíceis as pessoas tendem a apresentar maior grau de excesso de confiança (ODEAN, 1998).

Além disso, o indivíduo fica mais ativo na gestão de seus investimentos, o que leva ao investidor realizar um maior número de negócios e causa uma maior exposição a riscos (BARBER e ODEAN, 2001). Esse fenômeno afeta mais os homens do que mulheres. BARBER e ODEAN (2001) verificaram em sua pesquisa que esse fator contribuiu para que os homens negociem 45% a mais do que as mulheres. Contudo, ao considerar os custos das transações, o lucro líquido é de cerca de 1% menor para os homens.

ODEAN (1998) realizou um estudo no mercado norte-americano onde se constatou que os investidores com excesso de autoconfiança não conseguem obter lucros acima da média no mercado de ações. O mesmo comportamento foi observado com investidores brasileiros. Um experimento realizado por GOMES (2007) com investidores de diversas partes do Brasil, confirmou que a maioria dos entrevistados que afirmaram ser excessivamente autoconfiantes, erraram grande parte de suas estimativas. O excesso de confiança acarreta que os investidores superestimem a sua habilidade de prever eventos de mercado, podendo causar sérios prejuízos ao seu patrimônio.

4.3 Aversão à Perda

Uma das consequências do excesso de confiança é a aversão à perda. Investidores falham ao confiar demasiadamente em suas opiniões e não percebem o verdadeiro grau de riscos de seus investimentos. Para KIMURA (2003), é possível que o investidor creia que possui alguma vantagem em relação ao mercado na seleção de seus investimentos e, dessa forma, mantenha posições “perdedoras” em carteira, ao invés de assumir o prejuízo.

Segundo KAHNEMAN e TVERSKY (1979), os investidores ponderam psicologicamente tanto os ganhos quanto as perdas, porém, os impactos causados são diferentes. Investidores tendem a perceber muito mais a perda, do que ao ganharem um valor equivalente. É importante ressaltar que aversão à perda não é sinônimo de aversão a riscos. Por exemplo, diante de uma perda, é comum as pessoas arriscarem perder mais ainda, para ter chance de recuperar o prejuízo inicial (HAUBERT, LIMA e HERLING, 2012).

Muitas pessoas vendem os títulos com valorização para poder garantir um lucro certo, enquanto mantém os títulos em desvalorização com receio de assumirem o prejuízo, na esperança de uma futura recuperação. No entanto, do ponto de vista racional, se o preço caiu já houve efetivamente uma perda, pois poderia ter vendido por um preço anterior (maior) e comprar por um preço atual menor. Porém, como não houve venda, mentalmente, consideram que não perderam (MACEDO, 2003).

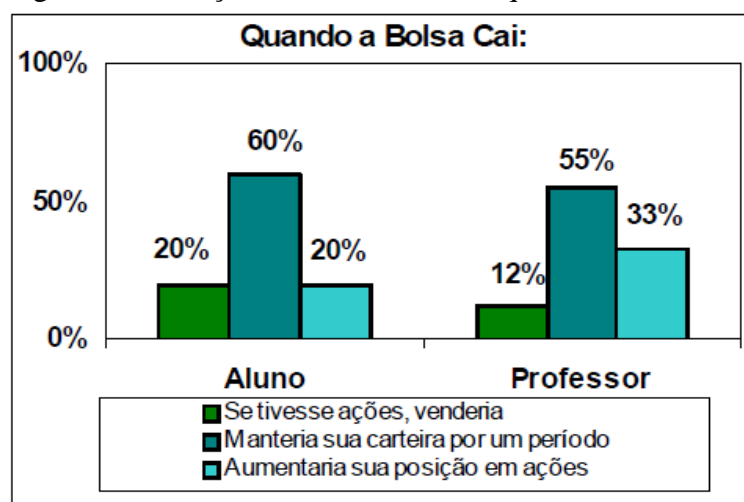
Outra característica comportamental relacionada à aversão à perda é medo do arrependimento. É extremamente doloroso para os investidores admitirem seus próprios erros. A vergonha e o constrangimento de assumir que realizaram um mau investimento pode gerar um comportamento irracional em alguns indivíduos, fazendo com que evitem vender ações cotadas a um preço abaixo ao valor de compra. Essa atitude prejudica inconscientemente a liquidez e rentabilidade de seus investimentos, pois compromete a carteira de ações com os mesmos papéis por longos períodos de tempo, perdendo outras oportunidades de melhores negócios (HALFELD e TORRES, 2001).

Esse comportamento pode explicar, em parte, o grande receio que uma parcela da população tem de aplicar em Bolsa de Valores. As cotações dos ativos em tempo real exibem de forma clara e direta o quanto um determinado investidor acertou ou errou em suas decisões financeiras. O medo do arrependimento pode ser o motivo por que uma parte dos investidores preferirem terceirizar a gestão do seu patrimônio para fundos de investimentos, sem que haja uma comprovação real de que essa atitude representará maior rentabilidade. No entanto, em

caso de eventuais perdas, o responsável é o gestor do fundo (OLIVEIRA, SILVA e SILVA, 2005).

OLIVEIRA, SILVA e SILVA (2005) comprovaram essa ideia através de uma pesquisa com alunos e professores do curso de Administração da Pontifícia Universidade Católica do Paraná. O estudo mostrou que a mais da metade dos entrevistados manteriam suas posições compradas em ações, mesmo com queda na Bolsa de Valores.

Figura 10 – Reação dos investidores a queda na Bolsa de Valores



Fonte: OLIVEIRA, SILVA, S. e SILVA, W., 2005.

4.4 Efeito Disposição

De acordo com a Teoria do Prospecto, investidores possuem uma disposição natural a vender ações vencedoras (cotadas a cima do preço de compra) e manter ações perdedoras (cotadas abaixo do preço de compra). Assim sendo tendem a ser avessos a riscos quando estão no campo dos ganhos, porém, propensos a riscos quando estão no campo das perdas. (KAHNEMAN e TVERSKY, 1979).

Essa percepção é reforçada por HALFELD e TORRES (2001) afirmando que tal efeito denominado efeito disposição atinge principalmente investidores avessos a perdas, pois são extremamente relutantes em realizar prejuízos. Isso faz com que eles vendam precocemente as ações com bom desempenho e a mantenham as ações com desempenhos ruins. Esse comportamento de negociação de ações pode ser prejudicial ao patrimônio do investidor a médio e longo prazo, pois encerram muito cedo as aplicações lucrativas, sem aproveitar sua

máxima rentabilidade e prolongam na carteira ações sem perspectivas de melhora de rendimentos.

Na prática, alguns experimentos já foram realizados como a pesquisa de ODEAN (1998) que analisou mais de 10 mil transações de investidores norte-americanos. A conclusão foi que os investidores individuais demonstram uma preferência significativa em vender ações vencedoras e manter ações perdedoras. No Brasil, os estudos de MACEDO (2003), também, identificaram esse efeito disposição em alunos universitários. Além disso, KARSTEN, BATTISTI e PACHECO (2006) após analisarem mais de 600 mil transações de cerca de 5 mil investidores na Bovespa, verificaram que somente os investidores pessoa física apresentaram o efeito disposição. Isso sugere que os investidores institucionais e a pessoa jurídica, por estarem mais bem preparados e adaptados ao mercado, são menos suscetíveis ao efeito disposição do que o pequeno investidor.

4.5 Efeito Reflexo

No efeito reflexo, as pessoas apresentam aversão a riscos no domínio dos ganhos e tendência a riscos no domínio das perdas (KAHNEMAN e TVERSKY, 1979). Isto é, os indivíduos arriscam menos quando há possibilidade de ganhar, pois é preferível ter resultados concretos aos resultados prováveis, enquanto no campo das perdas, é melhor assumir mais riscos do que sofrer uma perda certa.

“O investidor, quando está lucrando com uma ação ganhadora, tenderá a eliminar seu risco de perder o lucro vendendo esta ação, mas o mesmo investidor, ao estar tendo prejuízo com uma ação perdedora, torna-se propenso a aceitar o risco de aumentar suas perdas e tenderá a manter a ação perdedora (efeito reflexo)” (GOMES, 2007, p.38).

4.6 Racionalidade do Investidor

Existem situações onde a racionalidade dos investidores é questionada. Por exemplo, é comum os investidores manterem o ativo que diminuiu muito de preço, enquanto prefere vender rapidamente todas as ações com bom desempenho (MACEDO, 2003). Essa atitude

prejudica a carteiras de ações dos investidores, pois tende a concentrar um grupo de operações que não deram certo. A explicação para isso segundo KAHNEMAN e TVERSKY (1979), é o fato de o indivíduo sentir prazer ou se sentir inteligente ao vender um investimento que deu certo e foi possível obter lucro, e não realizar o prejuízo tendo que vender um investimento abaixo do preço de compra.

PANDELO (2010) aplicou um Teste de Racionalidade do Investidor a 180 clientes de bancos. Através das respostas, foi possível perceber que 68% dos participantes agem pela emoção, enquanto apenas 32% apresentaram maiores níveis de racionalidade.

Figura 11 – Teste de Racionalidade do Investidor

Tabela 10 Teste de racionalidade do investidor: Em qual das opções você preferiria aplicar R\$ 10,00?

Item	Percentual
Raspadinha	6%
Mega Sena acumulada	61%
Cara ou coroa	33%

Fonte: PANDELO, 2010

“Embora ‘investir’ num concurso da megasena acumulada pode parecer mais tentador do que num cara ou coroa; mas, dadas às probabilidades, seguramente o cara ou coroa tende a ser, na média, mais racional, mais lucrativo (exceto para o bilhete premiado)” (PANDELO, 2010, p.182).

Diante do exposto anteriormente, é possível afirmar que o investidor por conta própria nem sempre é racional, e muitas vezes, está sujeito aos seus sentimentos e emoções. Portanto, um sistema de apoio a investimentos é útil para apoiar pessoas a tomarem as melhores decisões baseadas em análises racionais.

4.7 Perfil e Características do Investidor

Hoje em dia existem diversos tipos de aplicações financeiras disponíveis ao alcance do investidor. Contudo, nem todas as modalidades de investimento são indicadas para todas as pessoas, pois cada tipo de investimento possui suas peculiaridades. Para saber se uma oportunidade é indicada ou não para um determinado investidor, é importante que, em primeiro lugar, ele conheça o seu perfil. Uma vez que essa análise é realizada é possível

selecionar melhores opções de investimento, sem gerar possíveis frustrações futuras com uma recomendação inadequada ao perfil do investidor (RAMBO, 2014).

Segundo HAUBERT, LIMA e LIMA (2014), conhecer as preferências do indivíduo e as características do investimento podem trazer uma série de vantagens aos investidores. Assim é possível identificar a aplicação mais adequada ao seu perfil e aos seus objetivos. Dentre benefícios é possível destacar, por exemplo, maior segurança na aplicação de recursos, melhor gestão de riscos e maior rentabilidade. Ainda de acordo com HAUBERT, LIMA e LIMA (2014), para o bom andamento da operação financeira, escolher o investimento de acordo com suas características e necessidades é fundamental. Assim, conhecendo os níveis de tolerância do indivíduo, é possível recomendar ativos mais arriscados ou mais conservadores, conforme as preferências individuais de cada um. Conforme TOSCANO JUNIOR (2004), independente dos fatores comportamentais humanos, identificar dentre as diversas aplicações disponíveis aquela que melhor atende as expectativas dos usuários, é o principal aspecto para ter sucesso em um investimento.

PANDELO (2010) afirma que todo investimento deve ter objetivos definidos. Além disso, é conhecido que perfis diferentes possuem objetivos diferentes, que podem ser desde manter um fundo de emergência até multiplicação do capital. Sendo assim, antes de pensar onde aplicar é importante que os investidores reflitam sobre alguns pontos, como: qual o objetivo desse investimento, qual o valor disponível para fazê-lo, qual é a rentabilidade esperada, possui conhecimento sobre o mercado financeiro, ... (PANDELO, 2010). Pensar sobre esses elementos ajudam os investidores a determinar objetivos claros para o seu investimento.

É possível observar que cada perfil possui suas próprias preferências. Essa sistemática levou o site COMO INVESTIR (2014) a fazer um levantamento dos principais fatores que afetam o perfil do investidor. Segundo essa pesquisa, as características encontradas que mais exercem influência são: idade, valor disponível para investimento, horizonte, tolerância a riscos e conhecimento prévio. O fator idade mostrou que pessoas mais jovens estão mais dispostas a correr riscos, por terem mais tempo pela frente, e pessoas mais velhas buscam segurança para o patrimônio que acumularam durante a vida, ou seja, buscam por investimentos com menor risco. O percentual do patrimônio para investir é um aspecto importante a considerar, pois se aplicar todo o patrimônio em um investimento arriscado corre-se o risco de perder boa parte das economias. Portanto, é indicado que a maior parte do portfólio fique em aplicações de baixo risco, podendo uma menor parte ser aplicada em ativos mais arriscados, com chances de maior valorização. No que diz respeito ao horizonte da

aplicação, o curto prazo tende a ser mais arriscado para os investimentos em renda variável e pouco rentável para a renda fixa, contudo, no longo prazo, os ganhos com renda variável são quase certos e renda fixa melhora sua rentabilidade se aproveitando de juros compostos. Além disso, ter conhecimento prévio sobre o que está investindo é fundamental para os resultados. Colocar recursos em aplicações desconhecidas pode ser prejudicial e causar prejuízos. Por fim, a tolerância a risco mede quão a pessoa está ou não disposta a correr riscos de perder o dinheiro aplicado. Em geral, quanto maior é o risco maior é o retorno (COMO INVESTIR, 2014).

Para HALFELD (2005) a tolerância ao risco é o item mais importante a ser levado em consideração no momento da definição do perfil de investimentos de uma pessoa. Alguns estão dispostos a maiores oscilações em troca de maiores retornos, enquanto outros preferem ter segurança em primeiro lugar. É importante que o investidor conheça sua capacidade de resistir a possíveis perdas e ganhos, antes de montar sua estratégia de investimento.

O grau de aversão ao risco depende das características pessoais do indivíduo e de sua fase na vida. Portanto, o perfil de investidor não é estático, e geralmente se altera conforme o passar dos anos e a definição de novos objetivos pessoais. Ao longo da vida, os fatores fundamentais para definição de investimento mudam, por exemplo: o investidor adquire mais idade e mais experiência nos mercados, possivelmente sua renda aumentará, ou a família aumenta e surgem novos compromissos financeiros pessoais, geralmente a meta de retornos altos dá lugar a segurança do patrimônio e etc. (HAUBERT, LIMA e HERLING, 2012). Portanto, é aconselhável que o investidor reveja esses conceitos com certa frequência, e confira se houve algum tipo de mudança na sua visão e perspectivas com relação aos seus investimentos (USHIWA, *et al.*, 2012). PANDELO (2010) observou esse comportamento em sua pesquisa com clientes de bancos. Os resultados mostraram que 70% dos entrevistados mudariam seu perfil de riscos caso tivessem mais dinheiro para investir.

Observar o perfil é importante, por isso foram criadas ferramentas capazes de auxiliar na identificação do perfil do investidor. Uma das técnicas mais utilizadas atualmente pelas instituições financeiras é o questionário de Análise de Perfil do Investidor (API). Trata-se de um questionário com perguntas, tais como: idade, grau de escolaridade, prazo pretendido para o investimento, quanto possui para investir, se acompanha o mercado financeiro, ... (COMO INVESTIR, 2014). Uma vez a análise do perfil é concluída, o investidor sabe o resultado de qual perfil ele mais se assemelha. As intuições financeiras baseiam-se nesse resultado para recomendem produtos e serviços mais adequados aos seus clientes. Assim, os investidores podem tomar decisões mais conscientes e alinhadas com seus objetivos.

O trabalho de SOUZA (2005) comparou três questionários de tolerância ao risco de diferentes instituições financeiras norte-americanas. Na prática, consultores financeiros utilizam esses questionários para classificar a tolerância a riscos do investidor, e tentam assim capturar o grau de aversão a riscos de cada cliente. De acordo com a pesquisa, após analisarem os questionários respondidos, essas instituições classificam investidores em três grupos: conservador, moderado e arrojado. Além disso, PAZO, *et al.* (2003) desenvolveu um sistema especialista para classificar o perfil dos investidores em uma das três categorias conhecidas, através de perguntas e respostas realizadas aos usuários.

No perfil Conservador, os investidores buscam principalmente segurança e liquidez em seus investimentos, não estando dispostos a correr riscos em suas aplicações de forma que priorizam a preservação do patrimônio em detrimento da rentabilidade do portfólio (FRANKBERG, 1999). Aplica-se a maior parte dos seus recursos em renda fixa e busca retorno em longo prazo. Porém, também podem investir em Bolsa de Valores, desde que selecionem empresas sólidas e pagadoras de dividendos aos acionistas (USHIWA, *et al.*, 2012). De acordo com FRANKBERG (1999), em geral, são adultos com mais de 40 anos, casados com filhos e estabilizados financeiramente. ALVES (2012) verificou em sua pesquisa que a rentabilidade para esse perfil fica entre 5% a 8% ao ano.

O perfil Moderado procura um equilíbrio entre segurança e rentabilidade. Pessoas desse perfil estão dispostas a correr um pouco de risco com o intuito de obter uma melhor rentabilidade. Para tal, investem parte de seu capital em ativos de riscos e a parte em aplicações mais seguras, visando rendimentos retorno a médio e longo prazo. Possuem certo conhecimento sobre o mercado e procuram avaliar em cada investimento se o risco compensa a rentabilidade (FRANKBERG, 1999). Segundo FRANKBERG (1999) esse grupo é formado por indivíduos de 30 a 40 anos, com filhos e casados. Estão suscetíveis a pequenas perdas, em virtude da busca pela maior rentabilidade. O retorno médio é de 8% e 10% ao ano (ALVES 2012).

O perfil Arrojado é constituído de investidores que visam à máxima rentabilidade e possuem alta tolerância aos riscos. A maior parte do seu portfólio destina-se a aplicações mais arriscadas e, principalmente em ações. Logo, esse perfil está sujeito a maiores prejuízos do que os demais (FRANKBERG, 1999). Investidores Arrojadados pensam como especulador e não como um poupador. Caso alguma operação não dê retorno, assumem o prejuízo e partem em busca de novas oportunidades (TOSCANO JÚNIOR, 2004). Buscam rendimentos a cima da média do mercado, e em curto espaço de tempo. Portanto, a pessoa com esse perfil precisa ter um preparo técnico e emocional para lidar com as grandes oscilações do mercado e as

possíveis perdas de capital (USHIWA, *et al.*, 2012). De acordo com FRANKBERG (1999) o arrojado é o perfil que mais dedica tempo a seus investimentos e, geralmente, são os investidores mais jovens, solteiros e sem filhos. ALVES (2012) afirma que os investimentos desse perfil tendem a montar posições mais concentradas e especulativas com o intuito de alcançar maior lucro. Sua carteira de investimentos rende 10% ou mais ao ano.

5 IMPLEMENTAÇÃO DE SISTEMA DE SUPORTE À DECISÃO DE INVESTIMENTO EM BOLSAS DE VALORES USANDO CONTEXTO DE USUÁRIO

A proposta deste trabalho é implementar um Sistema de Suporte à Decisão para recomendação de investimento em Bolsa de Valores, usando Algoritmos Genéticos, que é uma das técnicas de Inteligência Artificial utilizadas para problemas desse tipo. O Sistema de Suporte à Decisão implementado incluiu Contexto de Usuário dentro do modelo para permitir um melhor desempenho nas recomendações.

Foram definidos os seguintes objetivos específicos para o desenvolvimento e simulação do sistema:

- Implementar um Sistema de Suporte à Decisão de investimento com Algoritmos Genéticos;
- Criar um modelo desse sistema com Contexto de Usuário;
- Implementar o modelo de Contexto de Usuário e demonstrar como este pode melhorar o desempenho de Sistemas de Suporte à Decisão para investimentos.

5.1 Metodologia

Antes de iniciar a implementação foi necessário definir qual sistema seria avaliado. A ideia inicial era conseguir o código-fonte de um sistema encontrado na revisão de literatura e, então, aplicar as características de contexto de usuário. Contudo, nenhum dos trabalhos disponibilizava explicitamente o código-fonte do sistema.

Então, tentou-se o contato com os autores por email, solicitando o código-fonte do sistema para ser utilizado exclusivamente com fins acadêmicos. No entanto, o número de respostas foi muito baixo. Talvez o potencial lucrativo desses algoritmos seja o motivo pelo qual não tivemos a colaboração necessária dos pesquisadores. Inclusive, houve um autor que solicitou um alto valor para enviar o seu código. Portanto, como única alternativa, foi necessário programar os algoritmos a partir das informações disponíveis nos trabalhos de pesquisa.

Assim sendo, selecionou-se um trabalho para ser implementado e tornar possível a comparação dos resultados do sistema com e sem perfil de usuário, ao final das simulações do sistema. Como critérios de seleção, os trabalhos deveriam disponibilizar seus algoritmos, de forma a permitir que o sistema fosse implementado e testado, fazer uso de alguma das técnicas de Inteligência Artificial mais utilizadas em DSS para investimentos, e publicações mais recentes foram selecionadas em detrimento a publicações antigas. Seguindo de acordo com a revisão de literatura, foi selecionado um sistema que fez o uso de Algoritmos Genéticos para recomendação de compra e venda de ações. Essa técnica foi uma das mais utilizadas pelos autores no desenvolvimento de Sistemas de Suporte à Decisão de investimentos, segundo a revisão de literatura descrita na seção 1,3.

A partir dos critérios descritos, o seguinte trabalho foi selecionado para implementação e execução da simulação: *Evolutionary Decision Support System for Stock Market Trading* (LIPINSKI, 2008). Esse sistema utilizou Algoritmos Genéticos em seu desenvolvimento. Essa técnica foi uma das mais utilizadas pelos autores no desenvolvimento de Sistemas de Suporte à Decisão para investimentos, segundo a revisão de literatura descrita na seção 1,3.

5.2 Evolutionary Decision Support System for Stock Market Trading (LIPINSKI, 2008)

LIPINSKI (2008) propôs um Sistema de Suporte à Decisão, baseado em Algoritmos Genéticos, para recomendar compra e venda de ações na Bolsa de Valores de Paris. Esse sistema opera analisando os sinais dados pelos indicadores da análise técnica, e consolida essas informações para formar recomendações de compra e venda de ações. A lista completa dos indicadores utilizados na implementação está no Apêndice I.

O sistema modelou os indivíduos como um conjunto de pesos associados aos indicadores da análise técnica:

$$y = (w_1, w_2, \dots, w_n)$$

onde w representa o peso associado a cada indicador da análise técnica. Inicialmente, são atribuídos pesos aleatórios a cada um dos cromossomos do indivíduo. A partir daí, sinais de saída são calculados através da média ponderada dos indicadores vezes seus respectivos pesos:

$$s = (w_1 \cdot f_1(K) + w_2 \cdot f_1(K) + \dots + w_n \cdot f_n(K))$$

onde K representa os dados históricos dos preços das ações; e f são os indicadores da análise técnica. O algoritmo recomenda compra de ações se o sinal de saída s for maior que o limite superior (0.5), e recomenda a venda de ações se o sinal for menor que o limite inferior (-0.5). Como função de aptidão para selecionar os melhores indivíduos, o autor testou as métricas *Sharpe*, *Sortino* e *Sterling*, conseguindo os melhores resultados com a última.

O algoritmo (Figura 14) adotou uma estratégia para negociação de ações bem simples. Sempre que uma recomendação de compra é feita, o algoritmo simula a compra de metade do capital disponível em ações. Da mesma forma, quando há uma recomendação de venda, o algoritmo simula a venda de metade das ações que possui.

O primeiro passo do algoritmo é criar a população inicial P . Essa população de soluções é gerada com N indivíduos de pesos aleatórios entre 0 e 1, que dão origem a M indivíduos “filhos”. Após a criação, o desempenho de P é avaliado pela função de aptidão escolhida. Em seguida, diversas operações genéticas são realizadas com a população para que ela evolua. Primeiramente é feita a seleção de M indivíduos de P para compor a população Pp , de forma que os indivíduos mais aptos têm maior chance de serem selecionados. Depois, é feito *crossover* de Pp para criar uma nova população Pc , esta também passa pelo processo de mutação. Por fim, os conjuntos de soluções P e Pc são comparados, permanecendo apenas os indivíduos mais aptos. Esse processo se repete até que a população de soluções pare de evoluir.

Figura 12 – Estratégia de investimento baseada em Algoritmos Genéticos

```

1   $\mathcal{P} \leftarrow \text{RANDOM-POPULATION}(N);$ 
2   $\text{POPULATION-EVALUATION}(\mathcal{P}, \varrho);$ 
3  while not  $\text{TERMINATION-CONDITION}(\mathcal{P})$ 
4  do
5       $\mathcal{P}^{(P)} \leftarrow \text{PARENT-SELECTION}(\mathcal{P}, M);$ 
6       $\mathcal{P}^{(C)} \leftarrow \text{CROSSOVER}(\mathcal{P}^{(P)});$ 
7       $\text{MUTATION}(\mathcal{P}^{(C)}, \tau, \tau_0);$ 
8       $\text{REPLACEMENT}(\mathcal{P}, \mathcal{P}^{(C)});$ 
9       $\text{POPULATION-EVALUATION}(\mathcal{P}, \varrho);$ 

```

Fonte: LIPINSKI, 2008.

Para comprovar a eficácia do sistema, o autor realizou um experimento com a ação da *Renault* (RNO.PA) no período de 03 de Setembro a 23 de Novembro de 2007. Os melhores resultados ocorreram quando o algoritmo foi configurado com 200 indivíduos, 300 indivíduos filhos, e utilizando *Sterling* como função de aptidão. O sistema conseguiu uma rentabilidade de 0.1734%, bem acima da perda de -6.0% que a ação sofreu no mesmo período.

O resultado foi muito baixo se comparado com outras opções de investimento. No Brasil, a Poupança, que é um investimento mais seguro do que aplicar em ações, rende torno de 0.6% ao mês (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2016). Esse retorno baixo pode até ser suficiente para os investidores de perfil conservador, mas com certeza desagradaria os investidores mais arrojados. Apesar disso, o algoritmo conseguiu proporcionar lucro ao investidor, enquanto, no mesmo período, apenas comprar e manter a ação significaria um prejuízo de 6.0%.

5.3 Implementação de Sistema Evolucionário de Suporte à Decisão de Investimento em Ações

Para a implementação, foi escolhida a linguagem de programação JAVA por ser uma tecnologia gratuita e que possibilita o desenvolvimento de Algoritmos Genéticos, essenciais para a realização desse trabalho. Como fonte de dados, o trabalho utilizou dados históricos do preço das ações, fornecido pelo YAHOO FINANCE (2016). Esses dados foram uteis tanto para o treinamento do algoritmo, quanto para a realização de todos os cenários de testes deste trabalho.

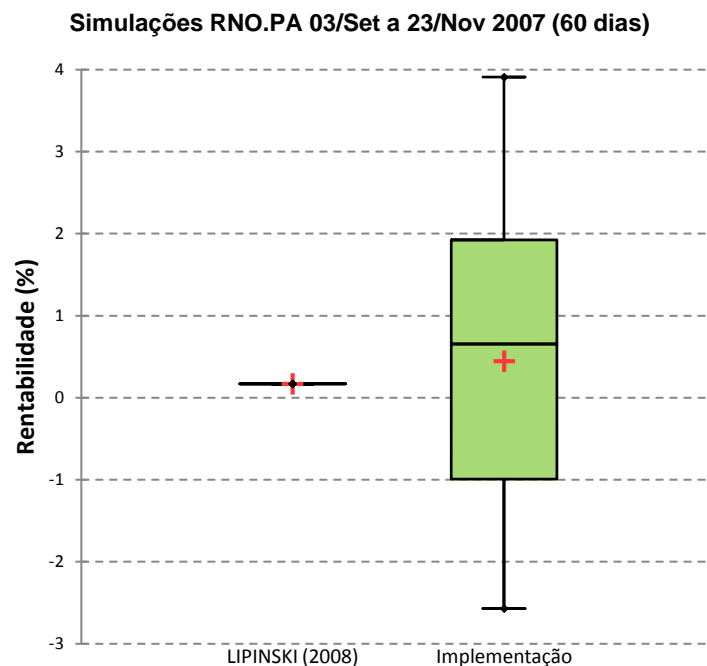
A fim de verificar se a implementação do sistema está de acordo com o algoritmo proposto por LIPINSKI (2008), o mesmo teste realizado pelo o autor foi repetido com o sistema implementado. Foram feitas trinta simulações com a ação RNO.PA, com o objetivo de confirmar se os mesmos resultados seriam obtidos em ambos os casos. Infelizmente, como o autor não informou o período que utilizou para treinamento do algoritmo, foi estabelecido o período de treino de Janeiro a Novembro de 2005. Os resultados das simulações (Tabela 2) podem ser considerados próximos aos resultados obtidos por LIPINSKI (2008) se analisarmos o gráfico na **Error! Reference source not found..** A diferença encontrada em alguns valores pode ser justificada por alguma possível diferença no período utilizado para treinamento do algoritmo que não é especificado nem conseguimos descobrir.

Tabela 2 – Simulações RNO.PA 03/Set a 23/Ago 2007
(60 dias)

LIPINSKI (2008)	Implementação
0.17%	1.72%
0.17%	-0.7%
0.17%	-1.54%
0.17%	1.76%
0.17%	0.79%
0.17%	-2.12%
0.17%	-1.77%
0.17%	0.17%
0.17%	-0.71%
0.17%	2.13%
0.17%	0.55%
0.17%	1.95%
0.17%	-1.39%
0.17%	1.84%
0.17%	2.79%
0.17%	2.38%
0.17%	-2.57%
0.17%	-0.99%
0.17%	0.76%
0.17%	1.02%
0.17%	3.19%
0.17%	0.18%
0.17%	3.91%
0.17%	-0.96%
0.17%	2.38%
0.17%	-1.78%
0.17%	2.12%
0.17%	-1.77%
0.17%	-0.99%
0.17%	1.02%

Fonte: O autor, 2017.

Figura 13 – Gráfico Boxplot das Simulações
RNO.PA 03/09 a 23/11/2007



Fonte: O autor, 2017.

Uma vez o sistema concluído, o foco se voltou para o desenvolvimento do Perfil de Usuário. Para que o sistema pudesse suportar diferentes perfis de usuário os recursos de herança e polimorfismo, da programação orientada a objetos, foram utilizados. Dessa forma, foi criada uma classe abstrata *Estratégia*, e todas as demais classes de perfil de usuário herdam dessa mesma classe “modelo”, porém, cada uma delas possui suas próprias particularidades. A **Error! Reference source not found.** exibe o diagrama de classes dos elementos relacionados ao Perfil de Usuário. A classe *EstratégiaAutor* implementa o modelo original sem Perfil de Usuário, e as demais classes *EstratégiaPerfilConservador*, *EstratégiaPerfilModerado* e *EstratégiaPerfilArrojado*, representam respectivamente os perfis de investidor.

Figura 14 – Diagrama de Classe - Perfil de Usuário



Fonte: O autor, 2017.

As classes de perfil de usuário diferem do sistema construído por LIPINSKI (2008) basicamente nos quesitos: função de aptidão, limites para os sinais de saída, e estratégia de negociação de ações.

No perfil Conservador, que busca evitar riscos em seus investimentos, a função de aptidão permaneceu inalterada, ou seja, fez uso do índice de *Sterling* que mede a relação de risco e retorno da aplicação. No entanto, o limite do sinal de compra foi aumentado de 0,5 para 0,8 e o limite do sinal de venda caiu de -0,5 para -0,4. Essas mudanças buscam proporcionar mais segurança ao investidor conservador, aumentando o grau de certeza necessário para compra de ações e reduzindo o nível de certeza requerido para venda. A estratégia negociação das ações se manteve em comprar metade do capital disponível em ações a cada sinal de compra, e vender metade das ações que possui a cada sinal de venda, conforme recomendado pelo autor.

Para o perfil Moderado, que busca o equilíbrio entre segurança e rentabilidade, a função de aptidão *Sterling* não apresentou bons resultados e precisou ser modificada. Durante as simulações foi observado que o aumento dessa métrica não está relacionado ao aumento da rentabilidade e, portanto, não está de acordo com os objetivos do perfil. Assim sendo, a rentabilidade foi escolhida como função de aptidão para o perfil Moderado. Os limites do sinal de saída foram estabelecidos em 0,6 para compra e -0,5 para venda. A estratégia de negociação de ações também foi modificada com o intuito de conseguir maiores retornos. A cada sinal de compra todo o capital disponível é comprado em ações, ao invés de apenas metade como o autor sugere, da mesma forma, a cada sinal de venda, todas as ações em carteira são vendidas.

O perfil Arrojado é o que mais tolera perdas para tentar conseguir resultados acima da média. Portanto, a rentabilidade também foi utilizada como função de aptidão, e conta com limites do sinal de saída de 0,6 para compra e -0,6 para venda. A principal mudança nesse

perfil foi a estratégia de negociação de ações. Nos demais perfis, caso seja identificado um sinal de venda, mas o usuário não possua nenhuma ação, nada é feito. Porém, se o mesmo ocorre com o perfil Arrojado, o algoritmo efetua venda a descoberto de ações correspondente a 80% do capital disponível. Essa estratégia, apesar de lucrativa em momentos de queda no preço das ações, também é mais arriscada e gera um custo adicional de 0,5% do valor da transação. Uma vez que os perfis de usuário foram implementados no sistema, foi possível realizar a simulação.

6 SIMULAÇÃO DO SISTEMA EVOLUCIONÁRIO DE SUPORTE À DECISÃO DE INVESTIMENTO EM AÇÕES

O índice Ibovespa (BVSP) foi escolhido para simular as operações de compra e venda de ações para se testar o sistema. Ao contrário da simulação feita por LIPINSKI (2008), que testou a ação *Renault* (RNO.PA), a escolha de um índice de ações foi adotada para que nenhum evento extraordinário, específico a uma determinada ação, impacte positiva ou negativamente os resultados das simulações. Na revisão de literatura foi possível encontrar outros trabalhos (KARA, BOYACIOGLU e BAYKAN 2011; BOYACIOGLU e AVCI 2010; CHEN, YANG e ABRAHAM 2007), que também optaram por utilizar índice de ações ao invés de simplesmente ações.

A primeira etapa da execução do sistema foi gerar e treinar a população de soluções possíveis. O sistema então solicita que seja informado qual o perfil de usuário será avaliado. Cada população é treinada para atingir os objetivos de um perfil específico e, portanto, todo o processo é realizado para cada um dos quatro perfis identificados nesse trabalho (Conservador, Moderado, Arrojado e sem perfil de usuário). O treinamento foi realizado considerando os dados históricos do índice Ibovespa no período de Janeiro de 2012 até Agosto de 2016. Esse processo de treino continua até que a aptidão da população se estabilize.

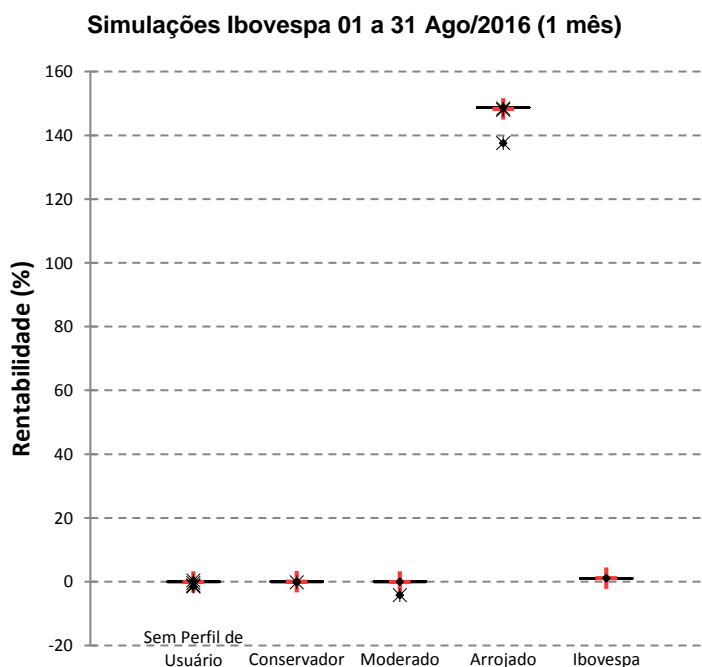
Após o treinamento, o melhor indivíduo da população é selecionado e submetido aos cenários de teste. O objetivo dos testes é medir e comparar o desempenho do sistema sem contexto de usuário e com contexto de usuário. Diferentes períodos foram avaliados, variando o prazo do investimento de 1 mês a até 10 anos, pois, como discutido nas características do investidor, diferentes perfis possuem diferentes durações de investimento.

A fim de garantir a consistência dos resultados, foram feitas 30 simulações de treino e teste para cada cenário, e para cada perfil de investidor. Cada simulação leva em torno de 9 minutos para treinar o algoritmo, e alguns poucos segundos para realizar os cenários de teste. Considerando as 30 simulações feitas, o processo durou cerca de 4 horas e 30 minutos para cada perfil de usuário, em cada cenário de teste.

6.1 Cenário de um mês

A **Error! Reference source not found.** mostra graficamente os resultados das simulações feitas com o índice Ibovespa no período de 01 a 31 de Agosto de 2016, com perfil de usuário e sem perfil de usuário Moderado. A Tabela 3 apresenta os dados que compõe esse gráfico. O curto período de 1 mês foi pouco conclusivo para os resultados, pois, as configurações sem perfil de usuário, Conservador e Moderado, não fizeram nenhuma recomendação de compra ou venda de ações na maioria das simulações, obtendo assim uma variação de 0,00%. Em contrapartida, é possível observar que o perfil Arrojado conseguiu uma rentabilidade média 148%. Esse resultado é extremamente positivo para o curto espaço de tempo, e muito superior aos demais perfis e ao Ibovespa, que ficaram quase sem variação no período. Dessa forma, é possível concluir que os três perfis usuário atingiram seus objetivos. Arrojado lucrou a cima da média em curto período de tempo. Conservador e Moderado conseguiram não ter prejuízos.

Figura 15 – Gráfico Boxplot Simulações Ibovespa de 01 a 31 de Agosto de 2016



Fonte: O autor, 2017.

Tabela 3 – Simulações Ibovespa 01 a 31 de Agosto de 2016 (1 mês)

[illegible]

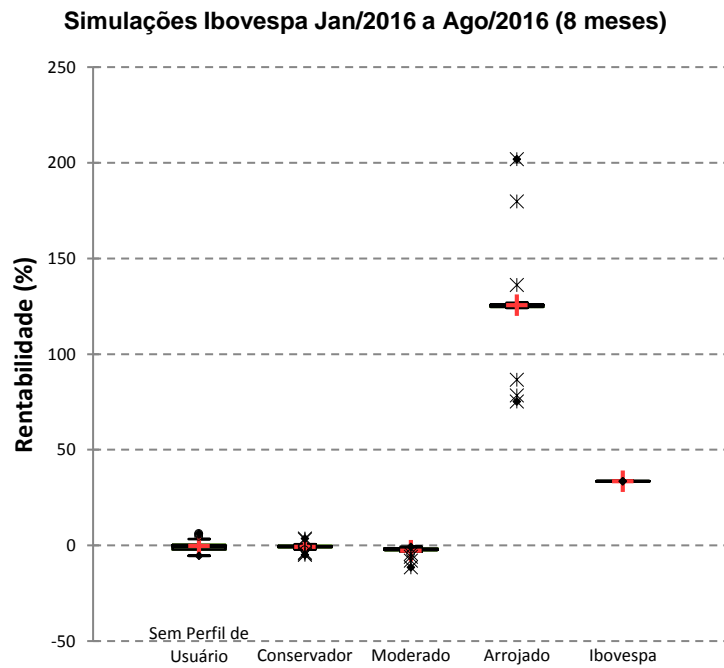
Fonte: O autor, 2017.

6.2 Cenário de oito meses

Durante o período de 8 meses, o perfil Arrojado também teve a melhor rentabilidade (130%), porém, foi menor do que a simulação anterior conforme **Error! Reference source not found.** e Tabela 4. O Ibovespa subiu 33%, enquanto os demais perfis permaneceram praticamente inalterados. Os perfis Arrojado e Conservador cumpriram seus respectivos objetivos, enquanto o Moderado deixou um pouco a desejar ao apresentar retornos negativos em algumas simulações. Como esse perfil investe em médio prazo, o prejuízo nesses 8 meses

poderia ser revertido nos próximos meses. Os resultados da configuração do sistema sem perfil de usuário se mantiveram próximos de zero.

Figura 16 – Gráfico Boxplot Simulações Ibovespa de Janeiro a Agosto de 2016



Fonte: O autor, 2017.

Tabela 4 – Simulações Ibovespa Janeiro a Agosto de 2016 (8 meses)

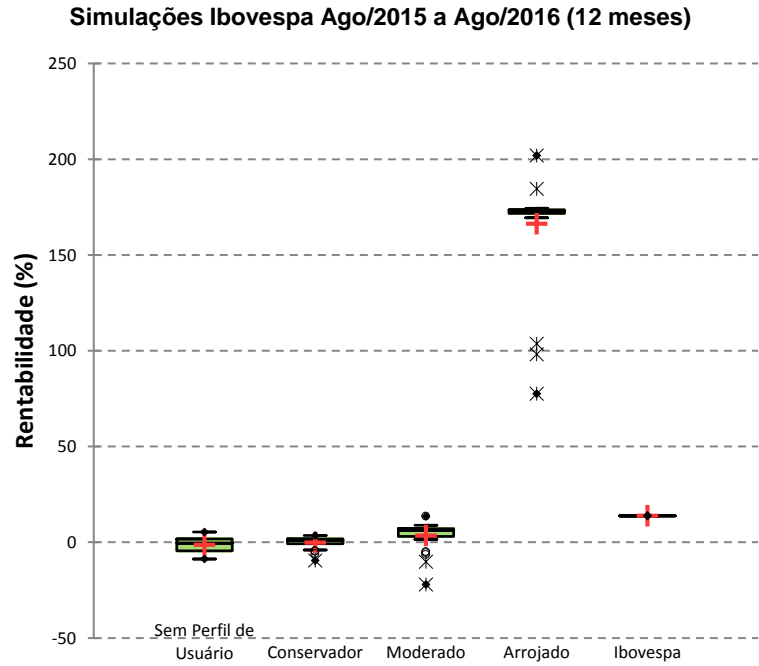
Sem Perfil de Usuário	Perfil de Usuário			Ibovespa
	Conservador	Moderado	Arrojado	
0.31%	-0.19%	-2.33%	125.62%	33.57%
-0.27%	-0.33%	-2.33%	125.40%	33.57%
-0.36%	-0.78%	-2.33%	125.62%	33.57%
-2.13%	-0.55%	-0.78%	125.62%	33.57%
3.32%	0.00%	-4.48%	125.62%	33.57%
-1.59%	-0.78%	-2.33%	125.62%	33.57%
-5.42%	-0.42%	-2.33%	124.69%	33.57%
-0.28%	-0.81%	-2.19%	125.62%	33.57%
5.67%	0.61%	-3.26%	124.91%	33.57%
-1.08%	-0.51%	-2.33%	75.29%	33.57%
-0.48%	-3.69%	-1.72%	124.42%	33.57%
-5.25%	3.19%	-2.01%	78.50%	33.57%
4.69%	-0.58%	-1.60%	124.82%	33.57%
6.17%	-0.58%	-11.42%	124.69%	33.57%
-2.69%	-2.43%	-2.33%	179.75%	33.57%
-0.73%	3.70%	-1.60%	86.56%	33.57%
-0.89%	-0.58%	-5.97%	201.93%	33.57%
2.51%	-2.01%	-1.60%	125.62%	33.57%
-2.55%	-1.77%	-4.35%	126.12%	33.57%
-0.17%	-1.83%	-2.33%	126.12%	33.57%
-4.36%	-0.58%	-2.33%	125.62%	33.57%
-0.54%	0.54%	-2.33%	124.69%	33.57%
-0.33%	-0.51%	-2.33%	124.91%	33.57%
-1.96%	-4.18%	-0.78%	136.12%	33.57%
-2.41%	-0.51%	-2.33%	125.62%	33.57%
-0.22%	0.54%	-7.89%	125.62%	33.57%
-2.69%	-0.50%	-2.33%	126.80%	33.57%
2.98%	-0.14%	-0.78%	125.62%	33.57%
0.00%	-1.03%	-0.78%	126.12%	33.57%
2.28%	-4.94%	-0.67%	124.19%	33.57%

Fonte: O autor, 2017.

6.3 Cenário de 1 ano (doze meses)

Analisando o período de 12 meses, a **Error! Reference source not found.** mostra que o perfil Arrojado superou os seus ganhos até então e conseguiu uma rentabilidade média de 166% no período. O perfil Moderado reagiu às perdas do período anterior, e obteve ganhos de 3.5%, porém, abaixo do Ibovespa (13.8%). O Conservador e a configuração sem perfil de usuário seguiram estáveis. Portanto, no período de 12 meses, todos os perfis cumpriram seus objetivos, e superaram a rentabilidade do sistema sem perfil de usuário, que foi um pouco abaixo de zero. Os dados da Tabela 5 reforçam essa afirmação.

Figura 17 – Gráfico Boxplot Simulações Ibovespa de Agosto de 2015 a Agosto de 2016



Fonte: O autor, 2017.

Tabela 5 – Simulações Ibovespa Agosto de 2015 a Agosto de 2016 (12 meses)

Sem Perfil de Usuário	Perfil de Usuário			Ibovespa
	Conservador	Moderado	Arrojado	
1.35%	1.70%	6.21%	173.59%	13.83%
0.94%	1.10%	7.21%	173.31%	13.83%
1.33%	2.17%	7.17%	173.59%	13.83%
-5.49%	1.82%	7.89%	173.59%	13.83%
-0.36%	-6.07%	-10.12%	173.07%	13.83%
2.02%	2.81%	3.69%	173.59%	13.83%
-7.19%	1.00%	7.17%	171.31%	13.83%
2.23%	0.73%	5.70%	173.59%	13.83%
1.77%	1.75%	2.53%	170.67%	13.83%
-1.08%	2.38%	6.21%	77.49%	13.83%
3.16%	1.35%	6.85%	172.92%	13.83%
-8.71%	-2.34%	6.56%	98.06%	13.83%
-3.70%	0.19%	3.22%	170.58%	13.83%
5.38%	-0.62%	-22.06%	172.39%	13.83%
-6.14%	-9.54%	7.17%	184.56%	13.83%
1.84%	-4.88%	1.58%	103.60%	13.83%
-0.93%	-0.62%	-5.07%	201.96%	13.83%
-0.56%	1.70%	2.94%	173.59%	13.83%
-4.55%	0.76%	-6.54%	173.07%	13.83%
-1.84%	2.19%	6.21%	173.07%	13.83%
-6.05%	-0.72%	6.21%	173.07%	13.83%
1.67%	-0.54%	7.21%	171.43%	13.83%
1.93%	2.12%	3.79%	172.67%	13.83%
1.69%	-4.57%	8.93%	169.42%	13.83%
2.64%	2.38%	7.11%	173.93%	13.83%
-0.13%	-1.29%	-5.59%	173.12%	13.83%
-5.76%	1.38%	6.21%	174.09%	13.83%
-1.60%	3.57%	13.59%	173.59%	13.83%
-7.83%	0.24%	7.89%	174.40%	13.83%
-4.13%	-3.99%	7.29%	173.03%	13.83%

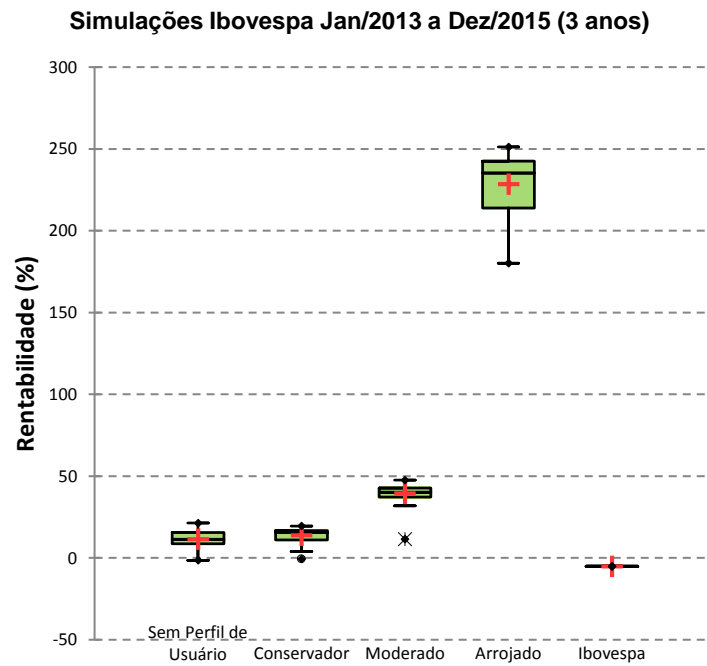
Fonte: O autor, 2017.

6.4 Cenário de três anos

A partir do período de 3 anos (médio prazo), a diferença entre os perfis é mais evidente. Conforme **Error! Reference source not found.** e Tabela 6, o perfil Arrojado continuou superando os resultados do período anterior e obteve 230% de lucro. O Moderado foi o segundo melhor com uma média de retorno próxima a 40%. Enquanto o Conservador conseguiu lucrar 14%, ligeiramente a cima do sistema sem perfil de usuário, contra uma queda de -5% no índice Ibovespa. Esses resultados satisfazem todos os três perfis de

investidores, pois proporciona rentabilidade aos investidores assumem maiores riscos, e segurança aos investidores mais cautelosos.

Figura 18 – Gráfico Boxplot Simulações Ibovespa de Janeiro de 2013 a Dezembro de 2015



Fonte: O autor, 2017.

Tabela 6 – Simulações Ibovespa Janeiro de 2013 a Dezembro de 2015 (3 anos)

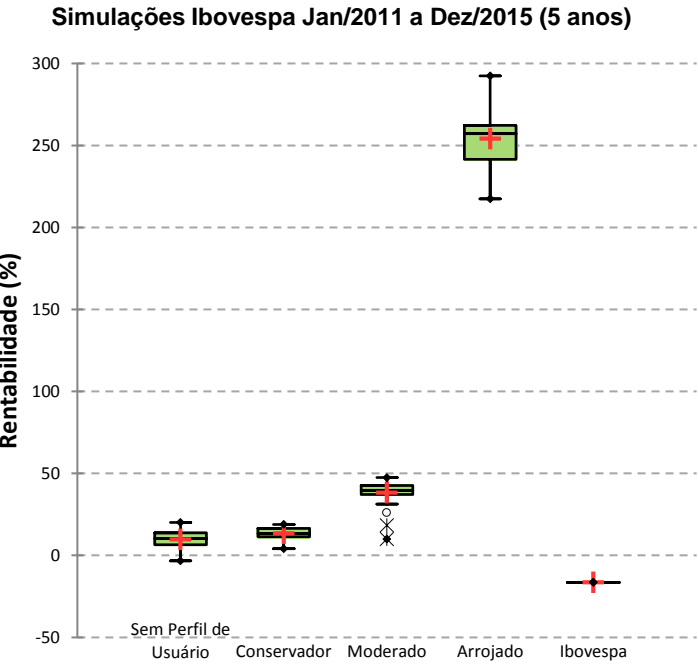
Sem Perfil de Usuário	Perfil de Usuário			Ibovespa
	Conservador	Moderado	Arrojado	
11.51%	15.83%	38.89%	213.80%	-5.06%
12.79%	14.34%	41.67%	213.55%	-5.06%
15.58%	16.83%	42.79%	213.80%	-5.06%
8.80%	16.56%	47.39%	214.48%	-5.06%
9.37%	9.73%	33.57%	240.10%	-5.06%
19.43%	17.93%	42.87%	213.80%	-5.06%
9.44%	15.65%	47.23%	241.75%	-5.06%
18.81%	14.07%	38.82%	214.12%	-5.06%
11.40%	8.21%	40.52%	241.21%	-5.06%
-0.90%	17.28%	40.15%	180.14%	-5.06%
17.84%	19.36%	47.14%	242.77%	-5.06%
8.41%	7.19%	39.53%	215.54%	-5.06%
5.88%	15.41%	42.22%	244.28%	-5.06%
9.91%	15.74%	11.58%	243.95%	-5.06%
11.80%	-0.66%	47.59%	204.15%	-5.06%
11.61%	9.00%	35.24%	251.23%	-5.06%
15.53%	13.64%	36.71%	230.34%	-5.06%
4.32%	19.46%	39.66%	213.80%	-5.06%
11.79%	16.36%	40.31%	240.22%	-5.06%
-1.47%	18.52%	40.58%	241.02%	-5.06%
5.58%	13.76%	38.50%	240.90%	-5.06%
16.13%	4.01%	42.26%	242.79%	-5.06%
21.38%	15.19%	35.29%	246.74%	-5.06%
20.32%	10.24%	44.55%	229.92%	-5.06%
16.98%	17.91%	36.78%	223.47%	-5.06%
13.52%	8.41%	31.86%	243.39%	-5.06%
8.12%	17.20%	38.89%	240.90%	-5.06%
10.31%	16.13%	43.74%	213.76%	-5.06%
8.66%	15.74%	41.46%	243.54%	-5.06%
11.45%	14.92%	34.84%	216.62%	-5.06%

Fonte: O autor, 2017.

6.5 Cenário de cinco anos

Em 5 anos, é possível observar na **Error! Reference source not found.** o mesmo comportamento do período anterior, porém, com resultados ligeiramente abaixo. Todos os perfis apresentaram lucro, Arrojado 256%, Moderado 38% e Conservador 13.5%, em média. Esse desempenho foi acima dos 9.7% conseguidos pelo sistema sem perfil de usuário. No entanto, o Ibovespa acentuou a queda (-16%). A Tabela 7 contém os dados que compõe o gráfico.

Figura 19 – Gráfico Boxplot Simulações Ibovespa de Janeiro de 2011 a Dezembro de 2015



Fonte: O autor, 2017.

Tabela 7 – Simulações Ibovespa Janeiro de 2011 a Dezembro de 2015 (5 anos)

Sem Perfil de Usuário	Perfil de Usuário			Ibovespa
	Conservador	Moderado	Arrojado	
5.53%	18.87%	39.93%	230.48%	-16.46%
6.56%	12.23%	44.61%	217.41%	-16.46%
11.77%	15.52%	38.99%	241.61%	-16.46%
6.49%	12.41%	47.50%	240.81%	-16.46%
11.08%	8.72%	25.97%	256.55%	-16.46%
15.31%	16.86%	39.53%	230.48%	-16.46%
2.82%	16.19%	41.54%	270.74%	-16.46%
16.29%	12.99%	37.34%	241.75%	-16.46%
7.92%	12.18%	36.82%	262.75%	-16.46%
2.44%	14.05%	42.48%	252.04%	-16.46%
16.51%	13.56%	42.73%	262.47%	-16.46%
2.74%	13.36%	39.71%	244.82%	-16.46%
8.36%	16.74%	38.50%	256.24%	-16.46%
9.91%	14.14%	9.88%	275.24%	-16.46%
12.20%	4.09%	42.69%	231.85%	-16.46%
11.63%	9.87%	41.49%	292.43%	-16.46%
13.54%	13.66%	31.32%	259.03%	-16.46%
-1.21%	16.50%	38.99%	230.48%	-16.46%
9.20%	12.66%	35.83%	258.76%	-16.46%
-3.30%	18.73%	44.93%	259.90%	-16.46%
7.74%	10.82%	37.05%	257.64%	-16.46%
13.79%	9.05%	45.45%	274.24%	-16.46%
13.87%	11.23%	36.93%	286.57%	-16.46%
20.11%	13.23%	38.49%	261.69%	-16.46%
15.59%	18.12%	46.12%	249.77%	-16.46%
5.66%	11.55%	18.26%	261.18%	-16.46%
8.56%	17.12%	39.88%	257.62%	-16.46%
12.75%	11.06%	44.38%	230.48%	-16.46%
14.42%	18.47%	38.70%	273.77%	-16.46%
12.62%	10.98%	43.14%	254.99%	-16.46%

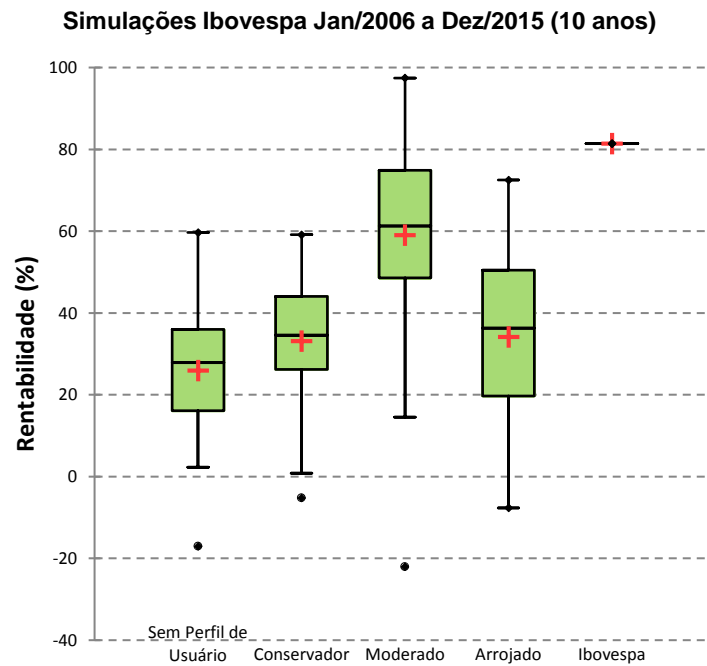
Fonte: O autor, 2017.

6.6 Cenário de dez anos

No período de 10 anos (longo prazo) os resultados foram próximos, conforme apresentado na **Error! Reference source not found.** Surpreendentemente, o Ibovespa atingiu a maior rentabilidade (81%), enquanto os demais perfis conseguiram, Moderado 59%, Arrojado 34%, Conservador 33%, de média. A configuração do sistema sem perfil de usuário conseguiu seu melhor resultado (26%), porém, esse valor é inferior a todos os perfis testados. Esses resultados mostram que perfis Moderado e Conservador cumpriram seus objetivos de lucrar no médio e longo prazo. No entanto, o perfil Arrojado, que mostrou um excelente

desempenho nos outros períodos de teste, não teve um bom resultado em investimentos de longo prazo. Isso demonstra que as tentativas desse perfil de lucrar a cima da média, nem sempre se confirmam se analisados longos períodos de tempo. A Tabela 8 mostra as rentabilidades obtidas para cada perfil.

Figura 20 – Gráfico Boxplot Simulações Ibovespa de Janeiro de 2006 a Dezembro de 2015



Fonte: O autor, 2017.

Tabela 8 – Simulações Ibovespa Janeiro de 2006 a Dezembro de 2015 (10 anos)

Sem Perfil de Usuário	Perfil de Usuário			Ibovespa
	Conservador	Moderado	Arrojado	
39.04%	54.44%	69.95%	50.43%	81.39%
31.45%	36.94%	75.43%	23.16%	81.39%
27.15%	53.91%	89.42%	51.44%	81.39%
21.51%	59.14%	50.55%	19.74%	81.39%
5.62%	28.81%	14.53%	16.48%	81.39%
42.47%	35.76%	93.90%	50.43%	81.39%
18.11%	32.59%	89.17%	56.96%	81.39%
37.79%	42.86%	72.26%	37.71%	81.39%
33.26%	2.66%	54.68%	4.97%	81.39%
8.89%	46.99%	56.07%	38.01%	81.39%
51.87%	33.17%	61.07%	21.92%	81.39%
36.05%	27.77%	48.53%	47.01%	81.39%
10.78%	44.43%	75.62%	45.59%	81.39%
12.48%	38.41%	-22.05%	57.84%	81.39%
18.10%	-5.21%	97.43%	66.85%	81.39%
20.72%	7.26%	73.35%	-7.67%	81.39%
35.69%	32.44%	22.46%	1.11%	81.39%
-17.01%	41.56%	71.98%	50.54%	81.39%
59.68%	26.85%	47.27%	44.54%	81.39%
2.29%	26.01%	66.64%	33.18%	81.39%
30.40%	36.40%	75.38%	13.63%	81.39%
37.60%	0.83%	87.23%	46.86%	81.39%
35.74%	47.60%	54.61%	72.51%	81.39%
46.73%	23.14%	41.18%	2.59%	81.39%
28.57%	50.50%	61.47%	19.73%	81.39%
33.92%	24.36%	19.46%	33.54%	81.39%
24.59%	33.44%	68.39%	15.66%	81.39%
16.67%	53.48%	48.31%	50.43%	81.39%
12.65%	39.55%	48.69%	34.85%	81.39%
15.89%	18.45%	58.29%	23.90%	81.39%

Fonte: O autor, 2017.

6.7 Análise dos Resultados

Os resultados das simulações apontam que é possível melhorar as recomendações de Sistemas de Suporte à Decisão de investimento em ações através da utilizando de Contexto de Usuário. Na grande maioria dos cenários de teste realizados os perfis de usuário conseguiram ter uma rentabilidade média superior à rentabilidade do sistema sem perfil de usuário. Em alguns casos o resultado do sistema sem perfil de usuário foi equivalente ao resultado dos perfis de usuário, e em casos isolados o perfil Moderado teve o pior desempenho.

Para confirmar o resultado preliminar obtido nas simulações, os resultados gerados pelos testes com o índice Ibovespa no período de Janeiro de 2006 a Dezembro de 2015, utilizando quatro configurações diferentes de perfil de usuário, foram submetidos ao teste de ANOVA (análise de variância). Pelo resultado do teste (Tabela 9), é possível refutar a hipótese nula ao nível de significância de 0.0001. Ou seja, existem evidências de diferenças significativas entre as médias de rentabilidade dos quatro grupos de usuários, com a probabilidade inferior a 0,01% que esses resultados sejam iguais. Portanto, é possível concluir que os resultados são diferentes. Se os resultados são diferentes e a mediana da rentabilidade foi maior utilizando perfil de usuário, logo, a hipótese de que é possível melhorar as recomendações de Sistemas de Suporte à Decisão de investimento em ações utilizando Contexto de Usuário é verdadeira.

Tabela 9 – Análise de variância das rentabilidades das diferentes configurações de perfil de usuário no período de Janeiro de 2006 a Dezembro de 2015 (10 anos)

Fonte	GL	Soma dos quadrados	Média dos quadrados	F	Pr > F
Modelo	3	18787,152	6262,384	15,570	< 0,0001
Erro	116	46656,552	402,212		
Total corrigido	119	65443,704			

Fonte: O autor, 2017.

CONCLUSÃO

O trabalho fez uma abordagem interdisciplinar para ajudar a solucionar o problema de recomendação de compra e venda de ações em Bolsa de Valores. Como visto na revisão de literatura (item 2.2), a área de Finanças pode contar com o apoio de Sistemas de Suporte à Decisão de investimento para ajudar nesse problema. No entanto, este trabalho procurou melhorar as recomendações feitas por esses sistemas através da implementação de perfil de usuário. Conceitos como Algoritmos Genéticos e Contexto de Usuário foram utilizados para melhorar as recomendações de compra e venda de ações feitas por esses sistemas.

Para verificar essa hipótese, o sistema de investimento proposto por (LIPINSKI, 2008) foi escolhido para ser implementado e testado com Contexto de Usuário e sem Contexto de Usuário. Esse sistema é baseado em Algoritmos Genéticos e faz recomendação de investimentos através do processamento de indicadores da análise técnica.

Com o intuito de criar um modelo desse sistema, foram estudados as características e comportamento dos investidores. Os perfis de investidores identificados foram Conservador, Moderado e Arrojado. Cada perfil foi devidamente analisado e modelado com suas próprias características e objetivos.

A implementação do sistema e do Contexto de Usuário foi feita utilizando a linguagem de programação Java. Classes com cada um dos perfis foram criadas de forma a facilitar a configuração e reuso dos perfis de investidores.

Na grande maioria dos cenários de teste as configurações de perfil de usuário funcionaram como esperado e conseguiram atingir seus objetivos. Como previsto, nenhum perfil de investidor foi o melhor em todas as circunstâncias. O perfil Arrojado conseguiu excelentes ganhos em curtos períodos de tempo, contabilizando 148% em 1 mês e rendimento máximo de 256% em 5 anos, porém, não teve um desempenho tão bom se analisado o período de 10 anos (34%). O perfil Moderado teve retornos próximos à zero no curto prazo, contudo, teve retornos expressivos a médio e longo prazo, sendo o perfil de usuário que teve o melhor desempenho em 10 anos (59%), com o limite superior do quartil chegando a cerca de 95%, superando o índice Ibovespa (81%). O perfil Conservador também teve rendimentos próximos à zero no curto prazo, no entanto, no longo prazo, o resultado de 33% foi próximo ao resultado do perfil Arrojado (34%), porém, se sujeitando a muito menos riscos. Se comparados os quartis é possível observar esses dois perfis estatisticamente muito próximos.

O sistema configurado sem perfil de usuário, em geral, obteve resultados inferiores aos perfis Arrojado, Moderado e Conservador. Apenas em casos isolados e de curto prazo o sistema sem perfil de usuário conseguiu superar o perfil Moderado. Isso demonstra quão significativa foi a implementação de Contexto de Usuário para os resultados das simulações. Para confirmar os resultados preliminares, o teste de ANOVA foi realizado e a hipótese nula foi refutada ao nível de 0.0001. Como foram encontradas diferenças entre os resultados e a mediana da rentabilidade foi maior utilizando perfil de usuário, logo, a hipótese de é possível melhorar as recomendações de Sistemas de Suporte à Decisão de investimento em ações utilizando Contexto de Usuário é aceita.

Também foram estudados os conceitos de Bolsa de Valores. Sobretudo, a operação de venda a descoberto de ações foi fundamental para os excelentes resultados com o perfil Arrojado. Somente assim foi possível obter ganhos, mesmo com a queda no preço do índice Ibovespa.

Ao invés de selecionar alguma ação para realizar as simulações, o trabalho optou por utilizar o índice Ibovespa para realizar os cenários de teste. Na prática, os resultados encontrados nesse trabalho são próximos aos resultados que seriam obtidos caso fosse investido em qualquer ação de grandes empresas, que acompanham a variação do índice Ibovespa (por exemplo, Petrobras, Vale, Itaú Unibanco). No entanto, para previsões de ações de empresas menores, que não acompanham a variação do índice, seriam necessários novas simulações com essas ações. Embora, como Algoritmos Genéticos buscam proporcionar soluções otimizadas para qualquer problema, é bem provável que o sistema também apresente bons resultados com ações de empresas menores.

Como trabalhos futuros é possível melhorar o tempo de treinamento do algoritmo. Cada cenário de teste precisa de cerca de 4 horas e 30 minutos para treinar cada perfil de usuário. Se multiplicados pelas quatro configurações de perfis, cada simulação levou um total de 18 horas para ser executada. Essa demora em uma aplicação de investimentos em Bolsa de Valores pode ser prejudicial ao usuário. Talvez a combinação de Algoritmos Genéticos com Redes Neurais possa criar um sistema que faça recomendações precisas e que necessite de menos tempo de treinamento.

APÊNDICE A – Indicadores utilizados na implementação do sistema

A Tabela 10 abaixo apresenta os indicadores da análise técnica utilizados na implementação do sistema evolucionário de suporte a decisão de compra e venda de ações. Mais detalhes sobre o cálculo dos indicadores podem ser encontrados em MURPHY (1999).

Tabela 10 – Indicadores da análise técnica utilizados na implementação do sistema

#	Indicador	Tempo	Limite sinal compra	Limite sinal venda
1	Estocástico	14 dias	20	80
2	Estocástico	14 semanas	20	80
3	Índice de força relativa	7 dias	30	70
4	Índice de força relativa	14 dias	30	70
5	Larry William's R	5 dias	20	80
6	Larry William's R	10 dias	20	80
7	Larry William's R	20 dias	20	80
8	Cruzamento de médias móveis	5 e 20 dias	Média curta cruza média longa para cima	Média curta cruza média longa para baixo
9	Cruzamento de médias móveis	10 e 50 dias	Média curta cruza média longa para cima	Média curta cruza média longa para baixo
10	Cruzamento de médias móveis exponenciais	5 e 20 dias	Média curta cruza média longa para cima	Média curta cruza média longa para baixo
11	Cruzamento de médias móveis exponenciais	10 e 50 dias	Média curta cruza média longa para cima	Média curta cruza média longa para baixo
12	Bandas de Bollinger	20 dias	Menor ou igual à banda inferior	Maior ou igual à banda superior
13	Bandas de Bollinger	20 semanas	Menor ou igual à banda inferior	Maior ou igual à banda superior
14	MACD	12, 26 e 9 dias	Indicador cruza a linha para cima	Indicador cruza a linha para baixo

Fonte: O autor, 2016.

REFERÊNCIAS

- ALEXOUDA, G. A user-friendly marketing decision support system for the product line design using evolutionary algorithms. **Decision support systems**, v. 38, n. 4, p. 495-509, 2005.
- ALVES, T. V. **Perfil e Comportamento do Investidor**. Trabalho de Curso (TC) apresentado para a conclusão do curso Administração de Empresas do UniCEUB - Centro Universitário de Brasília. 2012.
- AVERWEG, U. R. **Historical Overview of Decision Support Systems (DSS)**. eThekwini Municipality and University of KwaZulu-Natal, South Africa, 2009.
- BABA, N.; INOUE, N.; YANJUN, Y. Utilization of soft computing techniques for constructing reliable decision support systems for dealing stocks. **Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks**. IEEE, p. 2150-2155, 2002.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Bolsas de valores**. Acesso em 25/08/2016, disponível em: <http://www.bcb.gov.br/pre/composicao/bv.asp>.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Remuneração dos Depósitos de Poupança**. Acesso em 20/08/2016, disponível em: <http://www4.bcb.gov.br/pec/poupanca/poupanca.asp>.
- BARBER, B. M.; ODEAN, T. The Internet and the investor. **Journal of Economic Perspectives**, v. 15, n. 1, p. 41-54, inverno. 2001.
- BM&FBOVESPA. **Índice Bovespa (Ibovespa)**. Acesso em 25/08/2016, disponível em: http://www.bmfbovespa.com.br/pt_br/produtos/indices/indices-amplos/indice-ibovespa-ibovespa.htm
- BOYACIOGLU, M. A.; AVCI, D. An adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) for the prediction of stock market return: the case of the Istanbul stock exchange. **Expert Systems with Applications**, v. 37, n. 12, p. 7908-7912, 2010.
- BRERETON, P. et al. Lessons from applying the systematic literature review process within the software engineering domain. **Journal of systems and software**, v. 80, n. 4, p. 571-583, 2007.
- BUKHAROV, O. E.; BOGOLYUBOV, D. P. Development of a decision support system based on neural networks and a genetic algorithm. **Expert Systems with Applications**, v. 42, n. 15, p. 6177-6183, 2015.

CARVALHO, J. **Sistemas de Suporte à Decisão**. Trabalho de Investigação Individual do CPOS/FA, Instituto de Estudos Superiores Militares, Lisboa, 2009.

CASTELLANI, M. Evolutionary generation of neural network classifiers - An empirical comparison. **Neurocomputing**, v. 99, p. 214-229, 2013.

CAVALCANTE, F.; MISUMI, J. Y.; RUDGE, L. F. **Mercado de capitais: o que é, como funciona**. 6. ed. Rio de Janeiro: Campus, 2005.

CAVEZZALI, E.; RIGONI, U. **Investor Profile and Asset Allocation Advice**. Universidade de Venice, Itália, 2007.

CHANDWANI, V.; AGRAWAL, V.; NAGAR, R. Modeling slump of ready mix concrete using genetic algorithms assisted training of artificial neural networks. **Expert Systems with Applications**, v. 42, n. 2, p. 885-893, 2015.

CHANG, P. C. et al. A neural network with a case based dynamic window for stock trading prediction. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n. 3, p. 6889-6898, 2009.

CHEN, G. et al. **A survey of context-aware mobile computing research**. Technical Report TR2000-381, Department of Computer Science, Dartmouth College, 2000.

CHEN, Y.; DONG, X.; ZHAO, Y. Stock index modeling using EDA based local linear wavelet neural network. **2005 International Conference on Neural Networks and Brain**. IEEE, p. 1646-1650, 2005.

CHEN, Y.; YANG, B.; ABRAHAM, A. Flexible neural trees ensemble for stock index modeling. **Neurocomputing**, v. 70, n. 4, p. 697-703, 2007.

COMO INVESTIR. **Análise de perfil do investidor**. Acesso em 23/05/2016, disponível em: <http://www.comoinvestir.com.br/investidores/analise-de-perfil/paginas/default.aspx>.

DE SOUZA, C. C. et al. Uso de algoritmos genéticos como ferramenta auxiliar no processo decisório em atividades de gestão agroindustrial. **Revista GEPEC**, v. 85903, 2010.

DELEN, D.; SHARDA, R. Artificial neural networks in decision support systems. **Handbook on Decision Support Systems 1**. Springer Berlin Heidelberg, p. 557-580, 2008.

DEY, A. K. Understanding and using context. **Personal and ubiquitous computing**, v. 5, n. 1, p. 4-7, 2001.

DONG, C.; WAN, F. A fuzzy approach to stock market timing. **Information, Communications and Signal Processing, 2009. ICICS 2009. 7th International Conference on**. IEEE, p. 1-4, 2009.

EIERMAN, M. A.; NIEDERMAN, F.; ADAMS, C. DSS theory: A model of constructs and relationships. **Decision Support Systems**, v. 14, n. 1, p. 1-26, 1995.

EXAME. **Perfil do Investidor**. Acesso em 11/03/2016, disponível em: <http://exame.abril.com.br/seu-dinheiro/ferramentas/perfil-do-investidor.shtml>.

FRANKENBERG, L. **Seu futuro financeiro: você é o maior responsável**. Gulf Professional Publishing, 1999.

FONSECA, N.; BRESSAN, A.; et al. Analise do Desempenho Recente de Fundos de Investimento no Brasil. **Contabilidade Vista & Revista**, v. 18, n. 1, p. 95-116, Janeiro a Março, 2007.

GALLAGHER, L. **Como Aumentar Seu Patrimônio**. 1.ed. Rio De Janeiro: Campus, 2004

GOLBERG, D. E. **Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning**. Addison-Wesley, 1989.

GOMES, F. B. **Processo de Tomada de Decisão do Investidor Individual Brasileiro no Mercado Acionário Nacional: Um Estudo Exploratório Enfocando o Efeito Disposição e os Vieses da Ancoragem e do Excesso de Confiança**. Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração de Empresas da Universidade Presbiteriana Mackenzie, São Paulo, 2007.

HALFELD, M. **Investimentos: como administrar melhor seu dinheiro**. São Paulo: Fundamentos, 2005.

HALFELD, M.; TORRES, F. L. Finanças comportamentais: aplicações no contexto brasileiro. **Revista de Administração de Empresas**, v. 41, n. 2, abr/jun 2001.

HAUBERT, F. L. C.; LIMA, C. R. M. de; LIMA, M. V. A. de; Finanças comportamentais: uma investigação com base na Teoria do Prospecto e no perfil do investidor de estudantes de cursos stricto sensu portugueses. **Revista de Ciências da Administração**, Florianópolis, v. 16, n. 38, p. 183-195, abr. 2014.

HAUBERT, F. L. C.; LIMA, M. V. A. de; HERLING, L. H. D. Finanças comportamentais: um estudo com base na teoria do prospecto e no perfil do investidor de estudantes de cursos stricto sensu da grande Florianópolis. **Revista Eletrônica Estratégia e Negócios**, Florianópolis, v. 5, n. 2, p. 171-199, mai/ago. 2012.

HUANG, C. A hybrid stock selection model using genetic algorithms and support vector regression. **Applied Soft Computing**, v. 12, n. 2, p. 807-818, 2012.

KAHNEMAN, D.; TVERSKY, A. Prospect theory: an analysis of decision under risk. **Econometrica**, v. 47, n. 2, p. 263-291, 1979.

KANG, H.; SUH, E.; YOO, K. Packet-based context aware system to determine information system user's context. **Expert systems with applications**, v. 35, n. 1, p. 286-300, 2008.

KARSTEN, J. G.; BATTISTI, J. E. Y.; PACHECO, J. A. S. M. **O Efeito Disposição: um Estudo Empírico no Brasil**. VI Encontro Brasileiro de Finanças, Anais dos Resumos dos Trabalhos, 2006.

KARA, Y.; BOYACIOGLU, M. A.; BAYKAN, Ö. K. Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector machines: The sample of the Istanbul Stock Exchange. **Expert systems with Applications**, v. 38, n. 5, p. 5311-5319, 2011.

KEEN, P. G. W. et al. **Decision Support Systems: An Organizational Perspective**. Massachusetts: Addison-Wesley, 1978.

KIM, K.; HAN, I. Genetic algorithms approach to feature discretization in artificial neural networks for the prediction of stock price index. **Expert systems with Applications**, v. 19, n. 2, p. 125-132, 2000.

KIMURA, H. Aspectos Comportamentais Associados às Reações do Mercado de Capitais. **Revista de Administração Eletrônica**, v. 2, n. 1, p. 2-14, 2003.

KUMAR, N.; KROVI, R.; RAJAGOPALAN, B. Financial decision support with hybrid genetic and neural based modeling tools. **European Journal of Operational Research**, v. 103, n. 2, p. 339-349, 1997.

LIPINSKI, P. Evolutionary Decision Support System for Stock Market Trading. **International Conference on Artificial Intelligence: Methodology, Systems, and Applications**. Springer Berlin Heidelberg, p. 405-409. 2008.

LIPINSKI, P. Neuro-evolutionary Decision Support System for Financial Time Series Analysis. **International Workshop on Hybrid Artificial Intelligence Systems**. Springer Berlin Heidelberg, p. 180-187, 2008.

LOUWERSE, V.; ROTHKRANTZ, L. Intraday Stock Forecasting. **Proceedings of the 15th International Conference on Computer Systems and Technologies**. ACM, p. 202-209, 2014.

MACEDO, J. S. Jr. **Teoria do Prospecto: uma investigação utilizando simulação de investimentos**. 2003, 203 p. Tese (Doutorado em Engenharia de produção), Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade de Federal de Santa Catarina. Florianópolis, 2003.

MACIEL, R.; DA SILVA MONTEZANO, R. Desempenho de Fundos de Investimento Socialmente Responsáveis no Brasil. **Revista Economia & Gestão**, v. 16, n. 42, p. 32-60, 2016.

MURPHY, J. **Technical analysis of the financial markets: A comprehensive guide to trading methods and applications**. Penguin, 1999.

NASCIMENTO, F. B. et al. **Software de Auxílio à Tomada de Decisão para o Investidor do Mercado Acionário**. Projeto de Formatura para obtenção da graduação em Engenharia de Computação – PCS-USP, São Paulo, 2007.

NETO, A. **Mercado Financeiro**. Atlas 10. ed., 2011.

NORVIG, P.; RUSSELL, S. J. **Inteligência artificial**. 2. ed. Rio de Janeiro: Editora Campus, 2004.

ODEAN, T. Are investors reluctant to realize their losses? **Journal of Finance**, v. 53, n. 5, p. 1775-1798, outubro, 1998.

OLIVEIRA, E. de; SILVA, S. M. da; SILVA, W. V. da. **Finanças comportamentais: um estudo sobre o perfil comportamental do investidor e do propenso investidor**. Seminário de Gestão de Negócios da FAE Business School, 2. RECADM, Curitiba, 2005.

PACHECO, M. A. C. **Algoritmos genéticos: princípios e aplicações**. ICA: Laboratório de Inteligência Computacional Aplicada. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 1999.

PANDELO, D. R. Jr. Análise do perfil do investidor com base em análise de suas percepções subjetivas de risco e retorno. **Revista Cesumar - Ciências Humanas e Sociais Aplicadas**, v. 15, n. 1, 2010.

PAZO, M. G. et al. **Uso de sistema especialista para decisão do perfil de um investidor via web**. Faculdade de Computação e Informática, Universidade Presbiteriana Mackenzie, São Paulo, 2003.

PERRAJU, T. Artificial Intelligence and Decision Support Systems. **International Journal of Advanced Research in IT and Engineering**, v. 2, n. 4, abr 2013.

RADERMACHER, F. J. Decision support systems: Scope and potential. **Decision Support Systems**, v. 12, n. 4, p. 257-265, 1994.

RAMBO, A. C. **O perfil do investidor e melhores investimentos: da teoria à prática do mercado brasileiro**. Monografia do curso de Ciências Econômicas, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2014.

REES, J.; KOEHLER, G. Evolution in groups: a genetic algorithm approach to group decision support systems. **Information Technology and Management**, v. 3, n. 3, p. 213-227, 2002.

RODRIGUES, W. O. P.; NETO, J. F. D. R.; SOUZA, C. C. D. Algoritmos Genéticos Como Ferramenta de Suporte à Decisão no Planejamento de Produção de Um Laticínio. **Revista Capital Científico-Eletrônica (RCCe)-ISSN 2177-4153**, v. 10, n. 2, p. 11-20, 2012.

ROMÃO, T. **Sistemas Computacionais de Apoio à Decisão**. Departamento de Informática da Universidade de Évora, 2006. Acesso em 26/07/2016, disponível em: <http://www.di.uevora.pt/~tir/SAD/SAD.html>.

SACHETIM, H. **Análise Técnica: Estudo Da Confiabilidade Dos Principais Indicadores De Análise Técnica, Aplicados As Ações Mais Negociadas Na Bovespa No Período De 1995 A 2005**. Dissertação apresentada para obtenção do grau de Mestre em Administração, Curso de Mestrado em Administração, Universidade Federal do Paraná, 2006.

SAMARAS, G. D.; MATSATSINIS, N. F. Intelligent Investor: An Intelligent Decision Support System for Portfolio Management. **Operational Research**, v. 4, n. 3, p. 357-371, 2004.

SÁNCHEZ-PI, N.; CARBÓ, J.; MOLINA, J. M. A knowledge-based system approach for a context-aware system. **Knowledge-Based Systems**, v. 27, p. 1-17, 2012.

SAVAGE, L. **The Foundations of Statistics**. New York: Wiley, 1964.

SCHILIT, W. N. **A System Architecture for Context-Aware Mobile Computing**. Tese de Doutorado, Universidade de Columbia, Departamento de Ciência da Computação, 1995.

SENG-CHO, T. C. et al. A stock selection DSS combining AI and technical analysis. **Annals of Operations Research**, v. 75, p. 335-353, 1997.

SHARPE, W. Mutual fund performance. **The Journal of business**, v. 39, n. 1, p. 119-138, 1966.

SORTINO, F.; PRICE, L. Performance measurement in a downside risk framework. **The Journal of Investing**, v. 3, n. 3, p. 59-64, 1994.

SOUZA, C. R. V. de; **Avaliando Questionários de Risco e o Comportamento do Investidor sobre a Ótica de Behavioral Finance**. Dissertação apresentada para obtenção do título de Mestre em Finanças e Economia Empresarial, Fundação Getulio Vargas, Rio de Janeiro, Agosto, 2005.

SPRAGUE, R. H.; CARLSON, E. D. **Building Effective Decision Support Systems**. New York: Prentice Hall, 1982.

TOSCANO JÚNIOR, L. C. **Guia de referência para o mercado financeiro**. São Paulo: Edições Inteligentes, 2004.

TURBAN, E.; RAINER, R. K.; POTTER, R. E. **Administração de Tecnologia da Informação: Teoria e Prática**. 3. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2005.

USHIWA, B. H. et al. O comportamento e perfil do investidor frente aos riscos de investimentos em ações. **Revista Alumni**, v. 2, 2012.

VALOR ECONÔMICO. **A quem interessa o aluguel de ações e a venda a descoberto**. Acesso em 25/08/2016, disponível em: <http://www.valor.com.br/valor-investe/o-estrategista/2939848/quem-interessa-o-aluguel-de-acoes-e-venda-descoberto>.

WANG, Y. F. Predicting stock price using fuzzy grey prediction system. **Expert Systems with Applications**, v. 22, n. 1, p. 33-38, 2002.

YAHOO FINANCE. Historical Stock Data . Acesso em 11/08/2016, disponível em: <http://finance.yahoo.com>.

ZUHAIMY, I. A Decision Support System for Improving Forecast Using Genetic Algorithm and Tabu Search. **ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences**, v. 3, n. 3, p. 13-16, 2008.