Paulo André Lima de Castro

**Uma Arquitetura para Administração
Automatizada de Ativos Baseada em Agentes
Competitivos**

Tese apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção
do Título de Doutor em Engenharia Elé-
trica.

São Paulo
2009

Paulo André Lima de Castro

**Uma Arquitetura para Administração
Automatizada de Ativos Baseada em Agentes
Competitivos**

Tese apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção
do Título de Doutor em Engenharia Elé-
trica.

Área de concentração:
Sistemas Digitais

Orientador:
Prof. Dr. Jaime Simão Sichman

Este exemplar foi revisado e alterado em relação a versão original, sob responsabilidade única do do autor com anuência de seu orientador.

São Paulo, 28 de agosto de 2009.

Assinatura do autor

Assinatura do orientador

Ficha Catalográfica

Castro, Paulo André Lima de

Uma Arquitetura para Administração Automatizada de Ativos Baseada em Agentes Competitivos. São Paulo, 2009. 165 p.

Tese (Doutorado) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Computação e Sistemas Digitais.

1. Sistemas Multiagentes. 2. Teoria de Finanças. I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Computação e Sistemas Digitais. II. t.

Dedico este trabalho à memória de meu grande amigo Eduardo Ferolla, que partiu tão precocemente e deixou tantas saudades.

Agradecimentos

Agradeço a minha família, Isabel, Maria Eduarda e Paulo Henrique pelo incentivo ao longo deste trabalho e compreensão nos vários momentos de ausência.

Agradeço à orientação sempre clara e precisa do amigo e professor Jaime Sichman que ajudou a transformar este trabalho em uma realidade.

Agradeço aos valiosos comentários e sugestões dos membros da banca, que certamente ajudaram a aprimorar este trabalho.

Agradeço ainda a todos aqueles que através de críticas ou sugestões contribuíram direta ou indiretamente para este trabalho.

Resumo

Além da capacidade de negociar, a atuação conjunta de agentes autônomos para resolver problemas complexos requer objetivos ao menos parcialmente compartilhados, de modo a tornar a cooperação atraente para tais agentes. Por outro lado, agentes competindo entre si podem trazer benefícios sociais, à medida que os mais aptos forem identificados e recursos sejam canalizados para aumentar sua relevância social e deste modo contribuir mais fortemente para a eficiência de todo o grupo. Dentro deste conceito, este trabalho apresenta uma arquitetura multiagentes que busca através da competição entre agentes com interesses comuns obter maior ganho social. Esta arquitetura, nomeada COAST, foi desenhada para o complexo ambiente que é a administração automatizada de ativos. Um sistema COAST é capaz de administrar uma carteira de ativos, utilizando um modelo explícito de perfil de investidor também proposto neste trabalho. Busca-se não apenas a maximização dos retornos, mas também um efetivo controle de risco e retorno, seguindo as restrições dadas pelo perfil do investidor. Um sistema de simulação de mercado financeiro, denominado AgEx, foi criado para facilitar o trabalho de desenvolver agentes para a administração de ativos e simular sua atuação através do uso de dados reais de negociações ocorridas em mercados financeiros. Foram realizadas várias simulações onde se pode observar que a arquitetura COAST se mostrou bastante eficaz no domínio escolhido.

Abstract

In order to solve complex problems using several autonomous agents it is necessary that these agents present negotiation skills and share some common goals to make co-operation attractive. On the other hand, competition among agents may bring some social benefits, since the most effective agents can be identified and more resources could be associated to them, thus contributing better to the whole society. According to this idea, this work presents a multiagent architecture that tries to explore competition among agents with commons goals, as a way to achieve better social results. The architecture was named COAST and it was designed to manage assets in an autonomous way. COAST is able to manage assets using an explicit investor profile model that is also proposed in this work. COAST architecture tries not only to maximize profits but also an effective risk and return control, according to an investor profile. A financial market simulation tool, called AgEx, was also implemented. This tool may facilitate the development of agents to automated asset management and simulate their acting in stock markets was also developed. We have performed many simulated experiments to validate COAST and the obtained results show that the use of COAST architecture in this domain is quite effective.

Sumário

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

Lista de Abreviaturas

1	Introdução	p. 19
1.1	Motivação	p. 19
1.2	Objetivos	p. 21
1.3	Principais Contribuições	p. 22
1.4	Organização do Texto	p. 23
I	Fundamentação Teórica	25
2	Arquiteturas de Agentes e Sistemas Multiagentes	p. 26
2.1	Introdução	p. 26
2.2	Sistemas Multiagentes Holônicos	p. 27
2.3	Arquiteturas de Agentes	p. 27
2.3.1	Arquitetura de Subsunção	p. 27
2.3.2	Arquiteturas Multicamadas	p. 30
2.4	Ambientes Multiagentes Complexos	p. 31
2.4.1	Caracterização	p. 31
2.4.2	Domínios de Aplicação	p. 32
2.5	Negociação Multiagentes	p. 33
2.6	Conclusões	p. 36

3	Introdução à Teoria de Finanças	p. 38
3.1	Introdução	p. 38
3.2	Teoria Moderna de Portfólio	p. 39
3.2.1	Risco e Retorno	p. 40
3.2.2	Relevância da Diversificação	p. 41
3.2.3	Fronteira Eficiente	p. 42
3.3	Administração de Portfólio	p. 44
3.3.1	Administração Passiva	p. 44
3.3.2	Administração Ativa	p. 45
3.4	Mercado de Capitais	p. 49
3.4.1	Processo de Financiamento	p. 49
3.4.2	Estrutura do Mercado de Capitais	p. 50
3.4.3	Participantes do Mercado de Capitais	p. 50
3.4.4	Transações no Mercado de Capitais	p. 51
3.5	Finanças Computacionais Baseadas em Agentes	p. 52
3.6	Administração Automatizada de Ativos	p. 54
3.6.1	Trabalhos Relacionados	p. 55
3.6.2	Análise Comparativa	p. 57
3.7	Conclusões	p. 58

II Arquiteturas Baseadas em Agentes Competitivos 59

4	Arquitetura CTCS	p. 60
4.1	Formalização de Conceitos	p. 60
4.2	Visão Geral	p. 65
4.2.1	Estrutura	p. 65
4.2.2	Funcionamento	p. 65
4.3	Classes de Agentes	p. 67

4.3.1	Operadores	p. 67
4.3.2	Coordenador	p. 69
4.3.3	Solucionador de Conflito	p. 72
4.3.4	Serviços Auxiliares	p. 72
4.3.5	Exemplo de Sociedade CTCS	p. 73
4.4	Análise da Arquitetura	p. 74
4.5	Conclusões	p. 75
5	Arquitetura COAST	p. 77
5.1	Modelo de Investidor	p. 77
5.2	Visão Geral	p. 80
5.2.1	Estrutura	p. 81
5.2.2	Exemplo de Sociedade	p. 86
5.3	Mecanismo de Deliberação Interna e a Formação de Expectativas . .	p. 87
5.3.1	Formação de Expectativas e Definição de Ordens	p. 89
5.3.2	Preferências e Funções de Utilidade	p. 91
5.4	Mecanismo de Negociação entre Coordenadores	p. 96
5.4.1	Visão Geral do Mecanismo de Negociação	p. 96
5.4.2	Definição do Papéis dos Coordenadores na Negociação . . .	p. 98
5.4.3	Definição e Avaliação das Propostas	p. 100
5.4.4	Avaliação	p. 100
5.5	Conclusões	p. 102

III Implementação e Experimentos 104

6	Sistema de Simulação AgEx	p. 105
6.1	Arquitetura AgEx	p. 105
6.1.1	Componentes	p. 106
6.1.2	Ontologia do Domínio	p. 107

6.1.3	Protocolo de Comunicação	p. 108
6.2	Mecanismo de Simulação	p. 109
6.3	Projeto e Implementação	p. 113
6.4	Desenvolvimento de agentes operadores no AgEx	p. 115
6.5	Avaliação Comparativa	p. 116
6.6	Conclusões	p. 118
7	Experimentos e Resultados	p. 121
7.1	Definição dos Experimentos	p. 121
7.2	Experimentos com Agentes Operadores AgEx	p. 122
7.2.1	Configuração dos Experimentos	p. 123
7.2.2	Avaliação do Desempenho em Termos de Risco e Retorno	p. 124
7.2.3	Avaliação da Influência de Taxas de Operação	p. 125
7.2.4	Avaliação do Desempenho do Operador por Ativo	p. 126
7.2.5	Análise dos Resultados	p. 127
7.3	Experimentos com a Arquitetura CTCS	p. 128
7.3.1	Configuração dos Experimentos	p. 128
7.3.2	Resultados das Simulações	p. 129
7.3.3	Análise dos Resultados	p. 130
7.4	Experimentos com a Arquitetura COAST	p. 132
7.4.1	Configuração dos Experimentos	p. 132
7.4.2	Resultados das Simulações	p. 134
7.4.3	Análise comparativa de desempenho CTCS e COAST	p. 139
7.4.4	Análise dos Resultados	p. 140
7.5	Conclusões	p. 140
8	Conclusões	p. 141
8.1	Resultados Obtidos	p. 141
8.2	Principais Contribuições	p. 143

8.3	Trabalhos Futuros	p. 144
Anexo A – Sistema de Simulação AgEx		p. 147
	Configuração	p. 147
	Especificação da Base de Dados	p. 147
	Arquivos de Resultados	p. 150
Anexo B – Arquitetura COAST		p. 154
	Informações Complementares sobre a Arquitetura COAST	p. 154
Anexo C – Experimentos COAST		p. 157
	Especificação de Experimentos e Resultados Obtidos	p. 157
Referências		p. 161

Lista de Figuras

1	Arquitetura em camadas. Figura adaptada de (WOOLDRIDGE, 2002).	p. 31
2	Gráfico risco versus retorno da fronteira eficiente	p. 43
3	Livros de compra e venda de ação na bolsa eletrônica Nasdaq. Extraído de (KEARNS; ORTIZ, 2003)	p. 53
4	Arquitetura CTCS. Figura adaptada de (CASTRO; SICHMAN, 2007) .	p. 66
5	Agentes operadores e coordenador em uma arquitetura CTCS considerando três estratégias de atuação (μ_1, μ_2, μ_3) e três ativos (ϕ_1, ϕ_2, ϕ_3), a serem administrados.	p. 67
6	Ciclo de vida de um agente operador na arquitetura CTCS	p. 68
7	Ciclo de vida do agente coordenador na arquitetura CTCS	p. 70
8	Exemplo de sociedade CTCS para operação e suas comunicações com os serviços auxiliares	p. 73
9	Perfis de Investidores representados em um gráfico risco versus retorno.	p. 79
10	Exemplo de sociedade COAST para operação com três estratégias e três ativos.	p. 81
11	Comunicação de uma sociedade COAST com seu usuário e com o sistema AgEx.	p. 82
12	Ciclo de vida de um agente conselheiro na arquitetura COAST. . . .	p. 83
13	Ciclo de vida de um agente coordenador na arquitetura COAST. . .	p. 85
14	Arquivo XML com exemplo de definição de uma sociedade COAST com dois coordenadores, onde cada um deles é apoiado por cinco conselheiros.	p. 88
15	Função de pertinência da variável expectativa de coordenador. . . .	p. 89
16	Função de pertinência da variável sugestão de um agente conselheiro.	p. 90

17	Função de pertinência da variável avaliação de desempenho de um agente conselheiro.	p. 90
18	Regras de formação de expectativas do coordenador.	p. 91
19	Protocolo de negociação entre coordenadores na arquitetura COAST.	p. 97
20	Exemplo de negociação com oitos agentes coordenadores na arquitetura COAST.	p. 100
21	Arquitetura AgEx com seus principais componentes e as interfaces com usuários externos operadores e administrador.	p. 106
22	Diagrama de classes com os conceitos e ações utilizados por agentes em um sistema AgEx.	p. 107
23	Possíveis diálogos entre operador e <i>AgEx Manager</i>	p. 108
24	Ciclo de vida do <i>AgEx Manager</i>	p. 110
25	Ciclo de vida de um agente operador no AgEx.	p. 112
26	Agentes AgEx distribuídos em três máquinas distintas	p. 114
27	Código de um agente operador muito simples que gera ordens de compra ou venda aleatórias.	p. 115
28	Método de deliberação de um operador AgEx que atua de acordo com o método IFR.	p. 117
29	Arquitetura do AgEx e suas relações com entidades externas.	p. 120
30	Retornos anuais por agente operador.	p. 125
31	Risco por agente operador.	p. 126
32	Retorno médio por agente operador, utilizando o ambiente AgEx.	p. 127
33	CTCS: Índice de Sharpe obtido pelos grupos de agentes com três estratégias e CTCS composto por operadores com as mesmas estratégias.	p. 131
34	CTCS: Índice de Sharpe obtido pelos grupos de agentes com cinco estratégias e CTCS composto por operadores com as mesmas estratégias.	p. 131
35	Definição das instâncias de agentes operadores para uma sessão de atuação AgEx.	p. 148
36	Definição de arquivo de configuração de uma sessão AgEx.	p. 149

37	Lista de parâmetros de linha de comando de um agente AgEx. . . .	p. 150
38	Diagrama de entidade-relacionamento da base de dados utilizada no AgEx (<i>AgEx Data</i>).	p. 150
39	Definição do arquivo de resultados condensados de uma sessão AgEx.	p. 151
40	Definição do arquivo de resultados por agente operador de uma ses- são AgEx.	p. 152
41	Exemplo de trecho de arquivo de resultados condensados de uma sessão AgEx, contendo as três primeiras e três últimas linhas do arquivo	p. 153
42	Exemplo de arquivo de resultados por agente operador de uma ses- são AgEx, contendo as três primeiras e três últimas linhas do arquivo	p. 153
43	Definição das instâncias de agentes coordenadores e operadores para uma determinada sessão de simulação COAST.	p. 155
44	Especificação dos parâmetros de linha de comando de um agente coordenador na arquitetura COAST.	p. 156
45	Especificação dos parâmetros de linha de comando de um agente conselheiro na arquitetura COAST.	p. 156

Lista de Tabelas

- 1 Classificação dos trabalhos selecionados de administração automa-
tizada de ativos p. 57
- 2 Objetivos a serem perseguidos de acordo com a situação observada
e perfil do investidor. p. 80
- 3 Comparação entre sistemas selecionados p. 118
- 4 Períodos de Avaliação e número de ativos máximos utilizados em
alguns trabalhos selecionados. p. 122
- 5 Configurações de experimentos em termos de número de ativos e
períodos de avaliação. p. 122
- 6 Ações utilizadas em experimentos simulados. p. 123
- 7 Classificação dos operadores de acordo com as posições no critério
de retorno anual. p. 124
- 8 Classificação dos operadores de acordo com as posições no critério
de risco. p. 125
- 9 Classificação dos operadores de acordo com as posições no critério
de retorno anual, considerando taxas de operação. p. 126
- 10 Classificação dos operadores de acordo com as posições no critério
de risco, considerando taxas de operação. p. 127
- 11 Ativos utilizadas nos experimentos CTCS e o grupo ao qual cada
ativo pertence. p. 130
- 12 Resultados em termos de risco e retorno médio por ciclo obtidos
pelos papéis selecionados no período de avaliação p. 133
- 13 Limites e média de risco e retorno observados no período de avaliação p. 133
- 14 Limites de risco e retornos adotados para cada perfil de investidor. . p. 134

15	Taxas percentuais de sucesso do COAST, Nasdaq 100 e Nasdaq <i>Composite</i> no atendimento ao perfil do investidor ao final de cada ano do período de avaliação em termos de risco e retorno.	p. 135
16	Resultados obtidos pelo COAST atendendo a nove perfis de investidores comparados à estratégia <i>Buy and Hold</i> dos mesmos ativos financeiros.	p. 136
17	Resultados obtidos pelo COAST atendendo a nove perfis de investidores comparados ao índice Nasdaq 100 no mesmo período de avaliação.	p. 137
18	Resultados obtidos pelo COAST atendendo a nove perfis de investidores comparados ao índice Nasdaq <i>Composite</i> no mesmo período de avaliação.	p. 138
19	Resultados obtidos pelo COAST atendendo a nove perfis de investidores comparados ao desempenho do CTCS.	p. 139
20	Definição de valores de parâmetros utilizados pelo COAST em experimentos	p. 158
21	Dados completos de desempenho dos índices Nasdaq 100 e Nasdaq <i>Composite</i>	p. 159
22	Dados completos de desempenho em retorno médio(%) e risco(%) para os perfis de investidor tipos I1 e I2 analisados ao longo do período de avaliação 1999 a 2008.	p. 160

Lista de Abreviaturas

ACL Agent Communication Language

COAST Competitive Agent Society

CTCS Coach, Trader and Conflict Solver

EMH Efficient Market Hypothesis

FIPA Foundation for Intelligent Physical Agents

HTTPS HyperText Transfer Protocol Secure

IFR Índice de Força Relativa

JADE Java Agent DEvelopment Framework

MA Moving Average

MACD Moving Average Converge Divergence

PSO Particle Swarm Optimization

RL Reinforcement Learning

RSI Relative Strength Index

SSMM Simulated Stock Market Model

MASST Multi-Agent framework for Stock Trading

1 Introdução

Sistemas multiagentes tem sido utilizados em vários problemas reais, como por exemplo em atividades de gerência de processo de negócio, recuperação e gerência de informação, comércio eletrônico, controle de tráfego aéreo e simulação social entre outros (WOOLDRIDGE, 2002). Abordagens multiagentes são especialmente interessantes em problemas naturalmente distribuídos, complexos e dinâmicos onde entidades autônomas (agentes) têm conhecimento detalhado sobre um determinado aspecto do problema e atuam conjuntamente para atingir objetivos comuns ou representam interesses de terceiros. Neste contexto, entende-se por aspecto dinâmico que o ambiente no qual estão inseridos os agentes pode-se alterar sem aviso prévio e de modo não facilmente previsível. Entende-se ainda por complexo aqueles problemas sem uma solução ótima conhecida. Neste trabalho, pretende-se estudar a aplicação de sistemas multiagentes em ambientes com tais características, em particular no domínio da administração automatizada de ativos financeiros.

1.1 Motivação

Pode-se observar que há uma vasta classe de ambientes onde pode ser útil o emprego de agentes de software. Tais ambientes podem apresentar características bastante distintas e que certamente influenciariam o projeto de agentes construídos para nele operarem. Russell e Norvig propõem uma classificação de ambientes e fazem considerações sobre o grau de complexidade entre tais classificações (RUSSEL; NORVIG, 2003). Entre os ambientes de maior complexidade estão aqueles compostos por situações onde um agente (i) não tem conhecimento total do estado do ambiente, apenas informações parciais, (ii) há competição entre os agentes, os quais são inteligentes, isto é, podem modificar sua estratégia de ação, de acordo com a observação dos demais e do ambiente, (iii) não há estratégia dominante conhecida e (iv) a atuação dos agentes não tem um instante final determinado, estes continuam a funcionar enquanto houver dois ou mais atuando. A qualquer momento, um agente pode entrar ou sair do ambiente por vontade própria ou por não satisfazer as condições mínimas de permanência, eventualmente pagando

uma penalidade por tal decisão. Esta classe de ambientes será referenciada ao longo do texto simplesmente como **ambientes multiagentes complexos**. Discute-se detalhadamente a classificação de ambientes no capítulo 2. Um exemplo da classe de ambientes citada previamente é a administração de carteira (portfólio) de ações. O mercado reage de um modo não facilmente previsível e pode apresentar comportamentos distintos, mesmo em situações similares. Outro exemplo seria a atuação em jogos de estratégia, onde a escolha da melhor estratégia é dependente das ações e decisões dos demais jogadores, englobando neste grupo, jogos de negócios, jogos de guerra, etc., nos quais não há uma estratégia ótima conhecida. Além disso, nesta classe de problemas/jogos, uma vez estabelecida uma estratégia mais eficiente que todas as correntes, após decorrido um período suficientemente longo seria possível aos demais jogadores prever as jogadas do oponente e então imitar tal estratégia, cuja eficiência então poderia ser diminuída.

Neste trabalho, um exemplo desta classe de ambientes é abordada através de uma sociedade de agentes competitivos que atuam conjuntamente para o benefício da própria sociedade. A inspiração para tal abordagem vem da observação feita por Marvin Minsky em seu livro *"Society of Mind"* "Qual o truque mágico que nos faz inteligentes? O truque é que não há truque. O poder da inteligência origina-se da nossa vasta diversidade, não de nenhum princípio único e perfeito" ¹. Minsky referia-se à própria inteligência humana, que seria composta de grande diversidade de elementos que trabalham em conjunto e apresentam para quem observa externamente um comportamento inteligente, não decorrente de um princípio perfeito único. Nossa abordagem para atuar em ambientes multiagentes complexos baseia-se tampouco em um método único e perfeito, mas na adoção simultânea de vários métodos simples mas imperfeitos que trabalham de modo autônomo e cujos eventuais conflitos são identificados e contornados.

Por outro lado, uma área de pesquisa que tem sido alvo de grande interesse é a chamada de economia computacional baseada em agentes (*Agent-Based Computational Economics*) (TESFATSION; EDS.), 2006). Nesta área, busca-se entender melhor fenômenos econômicos através da utilização de sociedades de agentes para representar o comportamento humano em tais ambientes. O objetivo de modelar formalmente o comportamento de agentes econômicos para permitir sua implementação em sistemas automatizados não é recente, nem circunscrita a simulações sociais. De fato, alguns trabalhos tem sido propostos com o objetivo de permitir a automação de atividades econômicas, através de agentes de software (CASTRO; SICHMAN, 2003), (WELLMAN, 2003), (KEARNS; ORTIZ, 2003), (SHERSTOV; STONE, 2004). A relevância desta linha de

¹ (MINSKY, 1988), página 308.

pesquisa e a possibilidade de fazer simulações realistas em administração de portfólio através do uso de dados oriundos de mercados estabelecidos, levou à adoção da administração automatizada de ativos financeiros como foco deste trabalho, vista como um representante da classe de ambientes multiagentes complexos.

No contexto mais específico da administração de ativos financeiros, é interessante observar que, ao contrário do que imaginam alguns, a substituição de humanos por agentes de software plenamente racionais e capazes de processar com eficácia grande volume de informações em reduzido espaço de tempo provavelmente **não** faria com que os proprietários de tais agentes obtivessem retornos financeiros acima da média do mercado por longos períodos de tempo. A ampla adoção de tais agentes pela maioria dos investidores levaria a diminuir as possibilidades de ganhos superiores ao mercado, pois faria com que eventuais erros de preço fossem rapidamente eliminados pela ação dos agentes que perceberiam o erro e tentariam se aproveitar da situação. Em outras palavras, seria fortalecida a hipótese de eficiência de mercado (EMH), advogada por Eugene Fama (FAMA, 1970), segundo a qual os preços dos ativos representam a melhor avaliação possível feita pelo conjunto dos agentes econômicos dadas as informações publicamente disponíveis sobre os mesmos. A confirmação da EMH eliminaria a possibilidade de retornos consistentemente acima da média do mercado, porém traria ao mercado de capitais maior eficiência na definição de preços dos ativos e conseqüentemente um benefício econômico para toda a sociedade que poderia realizar alocações de seus recursos de modo mais eficiente.

1.2 Objetivos

Este trabalho propõe uma arquitetura multiagentes baseada no trabalho conjunto de múltiplos agentes autônomos para solucionar um exemplo particular da classe de ambientes multiagentes complexos. Cada um dos agentes é capaz de administrar ativos dentro de um contexto específico e seguindo uma estratégia de ação pré-definida. A arquitetura permite a adaptação do sistema pela troca e/ou composição de estratégias distintas. O componente básico de construção da abordagem é um agente autônomo, aqui entendido como uma entidade capaz de decidir suas próprias ações com base em suas observações de modo a atingir um objetivo previamente determinado. A abordagem faz com que um conjunto de agentes autônomos trabalhe de forma a obter um comportamento sistêmico capaz de se adaptar a mudanças nas estratégias dos vários oponentes e do próprio ambiente. Cada agente **operador** observa o ambiente e os demais agentes e de acordo com sua própria estratégia de ação, seleciona as informações que julga relevantes dentre todas as disponíveis e decide agir de modo independente

dos demais.

Apesar dos agentes operadores disporem de total liberdade sobre suas ações, o controle que cada um mantém sobre o conjunto de recursos à disposição do sistema é limitado e compartilhado. Um outro agente, chamado de **coordenador**, é responsável por avaliar o desempenho dos vários agentes operadores. Tal avaliação é um importante subsídio para o processo de distribuição dos recursos do sistema entre os vários operadores. Neste trabalho, recurso é entendido como o que é necessário para os agentes realizarem ações no ambiente. Por exemplo, em aplicações voltadas a administração de ativos financeiros os recursos seriam dinheiro e os títulos disponíveis. Numa aplicação de jogos de guerra, os recursos seriam as tropas, carros de combate, aviões, etc. A alocação de recursos é realizada através de negociação entre os agentes coordenadores. O objetivo do mecanismo de negociação é inferir quais agentes terão melhor desempenho no período seguinte e alocar-lhe mais recursos. Embora um bom desempenho passado não seja garantia de um bom desempenho futuro, os dados históricos provêm informação relevante para tentar prever o desempenho futuro dos agentes.

Apesar da arquitetura poder ser utilizada em uma ampla classe de problemas, no restante deste trabalho o foco será restrito à administração automatizada de ativos financeiros. Tal decisão foi adotada para permitir um aprofundamento do estudo, o que não seria possível caso fosse mantido um contexto mais amplo e conseqüentemente mais complexo. A administração automatizada se coloca como uma alternativa interessante dentre as várias opções possíveis, pois além de contar com vários trabalhos na literatura, como discutido na seção 3.6, possibilita a realização de simulações realistas através do uso de dados reais oriundos de mercados financeiros. Esta característica permite a realização de testes exigentes através da comparação com resultados de outros trabalhos obtidos em situações próximas a realidade.

1.3 Principais Contribuições

Neste trabalho, são identificados e discutidos critérios relevantes na concepção e avaliação de sistemas para administração automatizada de ativos financeiros, que fornecem meios para avaliar trabalhos na área. É proposta uma primeira arquitetura, chamada de CTCS (*Coach, Trader, Conflict Solver*), composta por agentes que competem entre si para obter melhores resultados para a sociedade e que é capaz de incorporar estratégias desenvolvidas por terceiros. Esta capacidade permite a incorporação de estratégias otimizadas para situações específicas do ambiente, como por exemplo um mercado muito volátil, e possibilitando uma melhor adaptação a tais situações através da adoção destas

novas estratégias.

Durante a implementação da arquitetura, observou-se que seria possível facilitar o trabalho de pesquisa e desenvolvimento de novos agentes operadores com a disponibilização de um sistema que provesse serviços de comunicação entre agentes, execução de ordens de compra e venda, contabilização de resultados entre outros. Não foi encontrada disponível uma ferramenta de código livre com tais características, e por tal razão foi projetada e implementada um simulador de mercado financeiro, denominado AgEx, com tal intuito.

Através da análise crítica da arquitetura CTCS foi possível identificar a necessidade de um modelo explícito de investidor. Segundo levantamento do estado da arte, os trabalhos existentes na área adotam, via de regra, implícita ou explicitamente um único perfil de investidor, que busca a maximização do retorno do portfólio ou em algum poucos casos a maximização da relação retorno/ risco. Não foi encontrado nenhum trabalho em administração automatizada de ativos que defina um explícito de modelo de investidor. Assim, uma das principais contribuições deste trabalho é a proposta de um **modelo de investidor** que permite a determinação de suas preferências em termos de risco e retorno. A partir do modelo de investidor, propõe-se uma segunda arquitetura capaz de se adaptar para atender aos vários possíveis perfis de investidor, mas que mantém as características interessantes da arquitetura CTCS, como o uso de agentes competitivos. Esta nova arquitetura, chamada de **COAST** (*COmpetitive Agent SocieTy*), permite a adequação do comportamento de uma sociedade para obter resultados compatíveis com aqueles desejados pelo perfil do investidor em termos de **risco** e **retorno**.

1.4 Organização do Texto

Este texto pode ser dividido em três grandes partes: **fundamentação teórica**, que engloba os capítulos 2 e 3, **arquiteturas baseadas em agentes competitivos**, composta pelos capítulos 4 e 5, e a **implementação e experimentos** composta pelos capítulos 6, 7 e 8.

No capítulo 2, apresentam-se os conceitos de arquiteturas de agentes e sistemas multiagentes relevantes ao trabalho. O capítulo 3 introduz os conceitos de teoria de portfólio, hipótese de mercado eficiente e administração de portfólio, oferecendo ao leitor uma visão geral da área de finanças importante para este trabalho. Nesse capítulo, discute-se ainda um conjunto de trabalhos em administração automatizada de ativos, destacando suas principais características, objetivos e técnicas de IA utilizadas.

Identifica-se a possibilidade de utilizar conjuntamente vários algoritmos de operação em mercado financeiro. A partir desta visão, se constrói uma arquitetura para explorar este uso conjunto de técnicas. Tal arquitetura é chamada de CTCS e é discutida em detalhes no capítulo 4. Através da análise desta arquitetura, foram identificadas algumas possibilidades de melhoria na arquitetura, notadamente no que diz respeito à adoção de múltiplos agentes coordenadores e à incorporação do conceito de perfil de investidor. A nova arquitetura foi batizada de COAST e é descrita e analisada no capítulo 5. Os aspectos relativos a implementação do sistema simulador de mercado financeiro desenvolvido para facilitar a criação de agentes operadores, AgEx, são detalhados no capítulo 6. Um significativo número de experimentos utilizando dados reais de bolsa de valores foram realizados ao longo deste trabalho. Tais experimentos são descritos e seus resultados são analisados no capítulo 7. Finalmente no capítulo 8, são destacadas as principais contribuições deste trabalho, discutidos os principais resultados obtidos e apresentadas algumas sugestões para trabalhos futuros que podem ampliar aquilo que foi desenvolvido e apresentado ao longo desta pesquisa. Além disso, são incluídos ainda quatro anexos contendo detalhes de implementação do simulador AgEx, arquitetura COAST e detalhamento dos experimentos realizados, respectivamente nos anexos A, B e C.

Parte I

Fundamentação Teórica

2 Arquiteturas de Agentes e Sistemas Multiagentes

Neste capítulo, apresenta-se uma breve introdução à área de agentes e sistemas multiagentes. Na seção 2.2, discute-se o conceito de sistemas multiagentes holônicos. Na seção 2.3.1, descreve-se uma das mais conhecidas arquiteturas de agentes, a arquitetura de subsunção, identificando algumas de suas deficiências e pontos fortes. Em seguida, na seção 2.3.2, discutem-se as arquiteturas multicamadas. A classe de ambientes de interesse deste trabalho é abordada na seção 2.4. É apresentada uma breve introdução a negociações multiagentes na seção 2.5. Finalmente, conclui-se o capítulo na seção 2.6, destacando a relação dos conceitos discutidos neste capítulo com o restante do trabalho.

2.1 Introdução

O conceito de agente, apesar de muito utilizado, apresenta várias definições por vezes não necessariamente equivalentes como discutido por Bradshaw (BRADSHAW, 1997). Entre as várias definições, a proposta por Franklin afirma que um agente é "...um sistema situado em um ambiente sendo parte do mesmo, que o percebe e sobre o qual atua, continuamente no tempo, em perseguição de sua própria agenda e de modo a afetar o que percebe no futuro" (FRANKLIN; GRAESSER, 1996). Neste contexto, ambiente refere-se às entidades passivas com as quais interagem os agentes. Um sistema multiagente seria uma sociedade ou grupo de agentes que interagem entre si, tipicamente através de trocas de mensagens e apresentam capacidade de cooperar, coordenar e/ou negociar entre si (WOOLDRIDGE, 2002).

Por outro lado, há sistemas que se comportam sob o ponto de vista do seu usuário, como um único agente, quando na realidade são formados por vários agentes. Estes são chamados de sistemas multiagentes holônicos (FISCHER, 1999). As arquiteturas propostas neste trabalho utilizam o conceito de sistemas holônicos à medida que são compostas por uma sociedade de agentes que é vista por seu usuário como uma única

entidade.

2.2 Sistemas Multiagentes Holônicos

O termo *hólon*, o qual deu origem ao adjetivo *holônico*, foi composto por Koestler (KOESTLER, 1967), baseado na palavra grega 'holos' que significa todo e no sufixo 'on' que denota parte. Segundo Koestler, um *hólon* é uma estrutura que é estável, coerente e composta por vários *hólons* como subestruturas e compõe ele mesmo parte de um todo maior. Um exemplo seria o próprio ser humano, que é composto de órgãos, os quais por sua vez são compostos de células que também apresentam uma estrutura interna. Por outro lado, um ser humano também compõe uma família, uma sociedade, etc. Além disso, nenhum destes componentes pode ser completamente entendido sem seus sub-componentes ou super-componentes dos quais faz parte. No contexto de sistemas multiagentes, um *hólon* pode ser entendido como um agente ou um grupo de agentes que interage com outros *hólons*, através de um líder (*head*) ou mediador (*mediator*) (FISCHER, 1999).

Na seção 2.3, são apresentadas duas arquiteturas de agentes concebidas para projetar agentes únicos, porém estas arquiteturas podem ser vistas como um sistema multiagente formado por vários agentes. Na primeira arquitetura (seção 2.3.1), o componente básico da arquitetura é chamado de comportamento. Um agente seria então descrito como um conjunto de comportamentos. Neste caso, o comportamento faz o papel de um *hólon*, que compõe outro *hólon* maior (o agente). Na segunda arquitetura (seção 2.3.2), o componente básico (ou *hólon*) é chamado de camada. Assim, os agentes seriam chamados de comportamentos na primeira e de camadas na segunda arquitetura. Por esta razão, é possível comparar tais arquiteturas com as arquiteturas propostas neste trabalho.

2.3 Arquiteturas de Agentes

2.3.1 Arquitetura de Subsunção

Brooks (BROOKS, 1986) propôs uma arquitetura para agentes chamada de subsunção (*Subsumption Architecture*), guiado pela idéia de que a inteligência seria melhor caracterizada como uma propriedade emergente de certos sistemas complexos, e não uma característica inata ou propriamente isolada.(WOOLDRIDGE, 2002).

Na arquitetura de subsunção, o processo de tomada de decisão de um agente é re-

alizado por um conjunto de comportamentos associados a tarefas (*task-accomplishing behaviours*). Um comportamento pode ser visto como um módulo que continuamente percebe o que ocorre no ambiente e realiza ações associadas aquilo que é percebido. Cada comportamento tenta realizar uma certa tarefa relevante para o agente. Os módulos que relacionam comportamentos e tarefas não fazem uso de representações explícitas para o conhecimento e em muitas implementações tais comportamentos são caracterizados simplesmente como regras do tipo (situação, ação). Outra característica fundamental nesta arquitetura é que vários comportamentos podem ser disparados simultaneamente. Brooks (BROOKS, 1986) propõe uma hierarquia de subsunção para solucionar conflitos entre comportamentos. Os comportamentos são organizados em camadas hierárquicas, que definem a precedência de um comportamento sobre outro. As camadas mais baixas podem inibir as ações das camadas superiores. Assim, quanto mais baixa a camada mais alta é sua prioridade. Há uma ordem fixa de prioridade entre os comportamentos. Um agente pode especificar vários comportamentos e tipicamente vários agentes convivem num mesmo ambiente, mesmo sem comunicação direta entre eles.

Provavelmente, o mais conhecido exemplo de sistema que implementa a arquitetura de subsunção é o sistema dos robôs mineradores (STEELS, 1990). O objetivo do sistema é captar amostras de um minério precioso em um ambiente desconhecido. Tipicamente o minério concentra-se em algumas fontes, mas a posição destas não são conhecidas a priori. Há vários robôs disponíveis que podem movimentar-se e carregar amostras de minério de volta para uma estação base. O robô guia-se de volta para a base através de um sinal (gradiente) emitido por esta. O ambiente é repleto de obstáculos que impedem a comunicação entre os robôs. Para solucionar tal problema, pode-se utilizar o conjunto de comportamentos apresentados abaixo, onde uma ação é desempenhada pelo agente caso seja verdadeira a condição.

1. **Se** detecta um obstáculo **Então** mude direção
2. **Se** carregando amostras e está na base **Então** largar amostras
3. **Se** carregando amostras e não está na base **Então** mova-se em direção a base
4. **Se** detecta uma amostra **Então** pegar amostra
5. **Se** Verdadeiro **Então** mova-se aleatoriamente

Cada item representa uma camada de comportamentos e apenas um comportamento pode ser acionado por vez. A prioridade entre as camadas obedece a uma ordem **decrescente**. O último comportamento tem uma condição sempre verdadeira, porém

como tem a prioridade mais baixa entre todos, será acionado apenas caso nenhum outro comportamento tenha sua condição atendida. O robô seguirá este comportamento apenas se nenhum outro comportamento for acionado. Considerando-se uma distribuição aleatória dos minérios sobre o terreno, um conjunto de agentes com os comportamentos apresentados abaixo apresentará um desempenho satisfatório. Entretanto, como descrito anteriormente as amostras de minérios tendem a concentrar-se em certas áreas. Um potencial ganho de eficiência poderia ser obtido se ao encontrar uma fonte de minério, o robô pudesse transmitir aos demais sua localização. Steels (STELS, 1990) soluciona a questão introduzindo novos comportamentos e a possibilidade dos robôs deixarem pistas que podem ser seguidas posteriormente pelos próprios. O novo conjunto de comportamento, seguindo a mesma lógica de priorização anterior é a seguinte:

1. **Se** detecta um obstáculo **Então** mude direção
2. **Se** carregando amostras e está na base **Então** largar amostras
3. **Se** carregando amostras e não está na base **Então** mova-se em direção a base deixando uma pista
4. **Se** detecta uma amostra **Então** pegar amostra
5. **Se** detecta uma pista **Então** siga a pista em direção contrária a base
6. **Se** Verdadeiro **Então** mova-se aleatoriamente

Em seu trabalho, Steels mostra que este ajuste simples obtém resultados muito próximos ao ótimo em muitas situações e o poder computacional necessário para cada agente é mínimo. Além disso, a perda de um robô terá efeitos reduzidos no desempenho do sistema. Pode-se afirmar ainda que a introdução de novos robôs no ambiente pode ser feita sem alterações naqueles pré-existentes, o que torna o sistema mais flexível.

O uso de agentes reativos como proposto traz algumas desvantagens como a complexidade em projetá-los, uma vez que não há uma metodologia para construí-los. Como a funcionalidade do sistema é algo que emerge da atuação dos agentes ao invés de ser determinado pelo projetista, o processo de construir tais sistemas envolve experimentação, tentativas e erros. Por outro lado, sistemas que adotam tal arquitetura tipicamente são compostos por agentes simples (e baratos), robustos (falhas em alguns agentes não causam em geral grandes problemas para o sistema) e eficientes em termos computacionais (a própria simplicidade torna a demanda por processamento bastante limitada).

2.3.2 Arquiteturas Multicamadas

A dificuldade de projetar sociedades segundo uma abordagem de inteligência emergente, como a arquitetura de subsunção, aliada aos pontos fortes da arquitetura (agentes simples e sociedade robusta) estimularam a criação de arquiteturas híbridas como as arquiteturas multicamadas (*layered architectures*). O objetivo é facilitar o projeto de um sistema multiagente, porém mantendo as características desejáveis de robustez e simplicidade. Tais arquiteturas podem ser divididas em três grupos (WOOLDRIDGE, 2002), como mostra a figura 1:

- **Arquiteturas de camadas horizontais** (*Layering Horizontal*): Cada camada percebe informações do ambiente e age sobre ele de modo independente. Para evitar possíveis conflitos entre as ações dos agentes, em geral, introduz a figura de um mediador para arbitrar que camada detém o controle do agente. É fácil perceber que tal mediador pode transformar-se em um gargalo para o sistema. Considerando um sistema com n camadas, onde cada uma determina uma ação de um conjunto com m ações possíveis, o mediador deveria ser capaz de lidar com m^n possíveis situações de conflito. Tal mediador pode tornar-se difícil de projetar à medida em que aumenta a complexidade do sistema e as possibilidades de ações (ver figura 1 (a)).
- **Arquiteturas de camadas verticais e controle de uma passagem** (*Vertical layering - one pass control*) As percepções do ambiente são obtidas pelo nível mais baixo que processa tais informações e repassa para o nível imediatamente superior que por sua vez processa e transfere para o nível seguinte até que se atinja o último nível na hierarquia. Este determina a ação a ser adotada. Isto elimina a necessidade de um mediador, tal trabalho passa a ser feito pelas próprias camadas (ver figura 1 (b)).
- **Arquiteturas de camadas verticais e controle de duas passagens** (*Vertical layering - two pass control*) Similar ao caso anterior, porém aqui a camada mais alta na hierarquia ao invés de determinar uma ação a ser executada no ambiente envia comandos para a camada imediatamente inferior, que por sua vez processará o comando, emitindo um novo comando para a camada logo inferior e assim sucessivamente até que a camada de nível mais abaixo, que também percebe o ambiente, executa a ação definida pelo sistema. Isto é análogo ao que ocorre em muitas organizações humanas, onde as camadas hierarquicamente recebem informações que são repassadas as camadas superiores, que por sua vez determinam ordens a serem executadas pelas camadas inferiores (ver figura 1 (c)).

Figura 1: Arquitetura em camadas. Figura adaptada de (WOOLDRIDGE, 2002).

Nos dois últimos casos, não há robustez em relação a falhas, ao contrário do que ocorre em arquiteturas de camadas horizontais. A falha de uma única camada pode levar o sistema a uma total inoperância (WOOLDRIDGE, 2002). Por outro lado, os problemas apontados no uso de um mediador são minimizados.

2.4 Ambientes Multiagentes Complexos

2.4.1 Caracterização

A classe de problemas alvo deste trabalho, ambientes multiagente complexos, é composta por situações em que é necessário decidir e realizar ações para maximizar ou minimizar um conjunto de variáveis de interesse (as quais serão representadas através de uma função de utilidade (RUSSEL; NORVIG, 2003)) e o ambiente é composto por outros agentes, adversários inteligentes capazes de aprender e adaptar-se (ambiente dinâmico), e que buscam seus próprios objetivos, que eventualmente podem estar em conflito com os interesses dos demais participantes. Russell e Norvig (RUSSEL; NORVIG, 2003) propõem uma método de classificação de ambientes composto de seis critérios. Segundo tal método, a classe de problemas de alvo deste trabalho seria assim classificada:

- **Parcialmente Observável:** um agente não tem conhecimento sobre as estratégias de ação dos demais, ou mesmo sobre que informações utilizam em suas análises. Portanto o ambiente é apenas parcialmente observável.
- **Estratégico:** O estado do ambiente não é definido pela ação de um agente, mas pelo conjunto das ações de todos os agentes. Como um agente não tem conhecimento prévio sobre as ações dos demais agentes, este é um caso particular de

ambiente **estocástico**, onde o próximo estado do ambiente não pode ser determinado apenas pelo estado atual e a ação executada pelo agente. Na realidade, pode-se afirmar que nesta situação, o ambiente torna se também competitivo, pois as ações que trazem maior ganho para um determinado agente podem acarretar perdas para um outro agente, tal como ocorre em jogos de soma zero e também em outras situações competitivas.

- **Seqüencial:** A definição da melhor ação a adotar em cada instante depende não apenas do estado atual do ambiente, mas também do histórico de estados e ações.
- **Dinâmico:** o ambiente pode se alterar enquanto um agente delibera, por exemplo, através das ações de outros agentes.
- **Discreto:** O tempo pode ser tratado de forma discreta e o conjunto de ações selecionável por cada agente em um determinado instante é finito.
- **Multiagente:** O ambiente comporta vários agentes que tentam maximizar suas funções de utilidade e possivelmente a ação de um deles pode gerar ganhos para o próprio ao mesmo tempo em que prejudica um outro agente. Por isto, pode-se afirmar que trata-se de um ambiente multiagente competitivo.

Russel e Norvig (RUSSEL; NORVIG, 2003) afirmam que a classe de ambientes mais complexa corresponderia a um ambiente parcialmente observável, seqüencial, estocástico, dinâmico, contínuo e multiagente. A classe de problemas alvo deste trabalho engloba ambientes que teriam uma simplificação ao abordar problemas discretos e não contínuos, e um refinamento em relação ao caso estocástico, que seria o caso estratégico.

Além das propriedades já apresentadas, a classe alvo restringe-se aos problemas que não têm uma estratégia dominante conhecida (ambiente complexo), e sem um instante final determinado. Ao longo do restante deste trabalho, tal classe de problemas será referenciada apenas como **ambiente multiagentes complexos** ou classe de problemas alvo. Em tal classe, o sistema continua a existir enquanto houver dois ou mais agentes. A qualquer momento, um agente pode entrar ou sair do ambiente por vontade própria ou por não satisfazer as condições mínimas de permanência, eventualmente pagando uma penalidade por tal decisão.

2.4.2 Domínios de Aplicação

É possível encontrar vários exemplos de situações reais que se enquadram em tais critérios como administração de ativos financeiros e jogos de estratégia.

- **Administração de carteira:** Consiste em comprar e vender títulos (ações, debêntures, papéis de dívida) para obter retorno financeiro, seja nos diferenciais de preços de compra e venda ou nos direitos associados a tais papéis (dividendos, juros, etc). Trata-se de assunto bastante estudado em Finanças (FLEURIET, 2004; PINHEIRO, 2001), e mais recentemente também pela comunidade de pesquisadores de sistemas multiagentes (KEARNS; ORTIZ, 2003; SHERSTOV; STONE, 2004; YU; STONE, 2000; DECKER et al., 1997; LUO; DAVIS, 2002; KENDALL; SU, 2003b). No segundo grupo, a grande motivação é criar agentes autônomos capazes de competir com especialistas humanos ou mesmo suplantá-los em mercados de capitais. Tal objetivo, é no atual estágio, muito mais próximo de um sonho que de uma realidade. Entretanto, o mercado de capitais oferece um interessante ambiente para o estudo de sistemas multiagentes, que é ao mesmo tempo complexo e dinâmico. Não há uma estratégia dominante conhecida e os participantes do mercado são, em sua maioria, altamente especializados e motivados para o bom desempenho de seu trabalho, pois destes desempenhos decorrem suas remunerações.
- **Jogos de Estratégia:** Tratam-se dos jogos onde a escolha da melhor estratégia é dependente das ações e decisões dos demais jogadores, englobando neste grupo jogos de negócios, jogos de guerra, etc. Nestes jogos, não há uma estratégia dominante, pois a existência de uma estratégia dominante tornaria as decisões triviais: uma vez estabelecida tal estratégia, seria possível aos demais jogadores, após decorrido um período suficientemente longo, prever as jogadas do oponente e adotar exatamente a mesma estratégia.

2.5 Negociação Multiagentes

Freqüentemente é necessário alcançar acordos entre agentes com interesses individuais. Tais acordos podem ser sobre divisão de tarefas e alocação de bens, entre outros. Alguns métodos podem ser utilizados para determinação de acordos mesmo sem a existência de um árbitro externo, como por exemplo, leilões que são muitas vezes utilizados para determinar alocação e preços de bens. Entretanto, várias outras técnicas oriundas de teoria dos jogos podem ser utilizadas e este conjunto ou classe de técnicas é geralmente referido pelo nome geral de **negociação** (WOOLDRIDGE, 2002). Apesar de muitas vezes métodos bastante diferentes serem chamados de negociação, via de regra, uma negociação terá quatro componentes sempre presentes: (i) um conjunto de acordos possíveis, (ii) um protocolo que define as propostas que um agente pode fazer, (iii) uma estratégia de atuação para cada agente e (iv) uma regra que determina quando

um acordo é alcançado. Apesar de geralmente uma negociação envolver vários passos e várias trocas de propostas entre os participantes, tal característica não é mandatória e nem mesmo desejável, já que quanto maior o número de rodadas de propostas mais, demorada será a obtenção do acordo. Como exemplo de negociação com apenas uma rodada de propostas pode-se citar o mecanismo de Rosenschein e Zlotkin denominado *One-Step Protocol* (ROSENSCHEIN; ZLOTKIN, 1994). Um **protocolo de negociação** define não apenas o número de rodadas de propostas, mas quais as ações que um agente pode tomar em cada instante, através de regras que devem ser obedecidas por todos os negociantes. Como um agente determina o que fazer dentre as ações possíveis é chamado de estratégia de negociação. Um **mecanismo de negociação** é definido por um protocolo de negociação e o conjunto das estratégias utilizadas pelos negociantes (ROSENSCHEIN; ZLOTKIN, 1994)(p.35).

Negociações podem ser aplicadas a muitos problemas com características bastante diferentes. Entretanto, grande parte dos problemas de negociação enfrentados por agentes autônomos podem ser classificados em três grandes grupos: domínios orientados a tarefas (*task oriented domains*), domínios orientados a estado (*state oriented domains*) e domínios orientados a valor (*worth oriented domains*) (ROSENSCHEIN; ZLOTKIN, 1994). O segundo caso (domínio orientados a estado) pode ser visto como um caso particular do caso mais geral de domínios orientados a valor. As principais características dos domínios orientados a tarefa e a valor são os seguintes:

- **Domínios orientados a tarefas:** São domínios onde os agentes negociam sobre a divisão de um conjunto de tarefas a ser realizado. Podem ser definidos como uma tupla $\langle T, Ag, c \rangle$, onde T é o conjunto finito de todas as tarefas possíveis, $Ag=1,2,...,n$ representa o conjunto dos agentes participantes na negociação e c é uma função que associa a cada tarefa (ou conjunto de tarefas) um número real não negativo que representa o custo de realizar tal tarefa. O custo de não executar tarefa alguma é sempre zero e a função custo deve ser monotônica, isto é os custos são sempre crescentes a medida que se executam novas tarefas. Os agentes negociam para definir que tarefas irão realizar. O resultado da negociação, um acordo, é portanto a determinação de quais tarefas serão realizadas por quais agentes. A utilidade de um acordo em um domínio orientado a tarefas para um determinado agente i é dada pelo custo de realizar as tarefas alocadas inicialmente menos o custo de realizar as tarefas definidas para o agente i no acordo. Caso a utilidade seja maior que zero, é fácil ver que o agente seria beneficiado em aceitar o acordo.

- **Domínios orientados a valor:** São domínios onde os agentes negociam sobre qual será o estado do ambiente no instante seguinte, onde tal estado é determinado pela resultante das ações de todos os agentes. Formalmente, um domínio orientado a valor é uma tupla $\langle E, Ag, J, c \rangle$, onde E é o conjunto de todos os possíveis estados do ambiente, Ag é a lista de agentes na negociação, J é o conjunto dos planos de ações possíveis (cada plano de ação define que ações cada agente deve tomar para que o ambiente se desloque para o estado desejado) e c que é uma função que associa um custo para cada par (j, i) $j \in J$ e $i \in Ag$, de modo análogo à função de custo definida para domínios orientados a tarefa. Neste grupo de domínios, o custo de executar um plano j pode ser diferente para agentes distintos, pois as tarefas alocadas para cada agente não são necessariamente iguais. No processo de negociação, utiliza-se uma função W que avalia o valor de um determinado estado para cada agente. O objetivo de cada agente na negociação consiste em encontrar o plano de ação que maximizará seu retorno da função de valor W subtraindo o custo de executar tal plano. Assim, caso esteja sozinho no ambiente um agente i selecionará o plano j que faça a transição do estado atual (e_0) para o estado $e \in E$ com o maior valor possível de valor menos custo para o agente i . Formalmente, pode-se que escrever que será selecionado o plano j tal que $j_{opt}^i = \operatorname{argmax}_{j: e_0 \rightarrow e} (W(i, e) - C(j, i))$. Ao atuar em ambiente com outros agentes, pode ser possível obter um plano com maior ganho de valor, pois o trabalho conjunto dos agentes pode alcançar estados que não seriam possíveis para o agente i isoladamente. Entretanto, é preciso negociar com os outros agentes nesta situação. Se não for possível ao agente i obter maior ganho com a cooperação de outros agentes, diz-se que não é racional negociar nesta situação, pois o benefício seria menor do que agir isoladamente.

Avaliação de mecanismos de negociação

Durante uma negociação podem-se identificar algumas características desejáveis para mecanismos de negociação (WEISS, 1999) ¹ que podem ser utilizadas como critérios de avaliação de mecanismos de negociação:

- **Maximização do bem estar social:** Define-se bem estar social como o somatório das utilidades dos agentes pertencentes a uma sociedade. Um mecanismo maximiza o bem estar social (*social welfare*) se garante que o resultado da negociação maximiza a soma das utilidades dos participantes da negociação.

¹páginas 202-203

- **Eficiência de Pareto:** Trata-se de outro critério para avaliar o resultado global de uma negociação. Diz-se que uma solução x é um ótimo de Pareto, ou tem eficiência de Pareto, se **não** há outra solução x' tal que haja pelo menos um agente com melhor resultado (medido pela utilidade) em x' do que em x e não haja nenhum agente com pior resultado em x' do que em x . Os acordos que maximizam o bem estar social são, na verdade, um subconjunto dos acordos que obedecem a eficiência de Pareto pois uma vez que o somatório das utilidades é maximizado, só seria possível melhorar o resultado de um agente se outro fosse prejudicado.
- **Racionalidade individual:** Participar de uma negociação é individualmente racional para um agente apenas se o resultado da negociação não é pior que simplesmente não negociar. Diz-se que um mecanismo tem racionalidade individual se para todos os agentes a participação na negociação é individualmente racional.
- **Eficiência computacional:** Mecanismos com menor custo computacional são preferíveis a aqueles com maior demanda por processamento, exceto quando a complexidade computacional pode ser justificada com uma significativa melhora na qualidade da solução.
- **Distribuição:** Um mecanismo distribuído deve ser projetado de modo a não existir ponto único de falha, tal como um árbitro central.

Wooldridge (WOOLDRIDGE, 2002) cita adicionalmente duas outras características desejáveis por mecanismos de negociação:

- **Sucesso garantido na negociação:** Diz-se que um mecanismo garante sucesso, se um acordo certamente é alcançado entre os participantes.
- **Simplicidade:** Um mecanismo simples é aquele que torna fácil para os participantes a determinação de sua estratégia.

2.6 Conclusões

Neste capítulo, foram apresentadas duas abordagens para arquiteturas de agentes e breve introdução a sistemas multiagentes holônicos. Estes conceitos foram utilizados no projeto das arquiteturas baseadas em agentes competitivos (CTCS e COAST) propostas neste trabalho. Nas arquiteturas CTCS e sua evolução COAST, o componente básico (ou hólón) é chamado de agente operador. O agente operador é capaz de enviar ordens de modo eficiente em um contexto específico, enquanto a composição destes

agentes (hólon) pode fazer isto de modo eficiente em vários contextos, como será discutido nos capítulos 4 e 5. As arquitetura CTCS e COAST, descritas respectivamente nos capítulos 4 e 5, são compostas por agentes que estão em um mesmo nível de decisão e os conflitos são solucionados por um mediador, características típicas de uma arquitetura de camadas horizontais. Entretanto, há uma camada adicional formada pelos agentes coordenadores que realocam recursos entre os operadores. Os coordenadores não agem sobre o ambiente, mas sobre os próprios operadores, não sendo portanto classificável como arquitetura de camadas verticais. Tais arquiteturas pertencem a uma outra classe de arquiteturas, que poderia ser chamada de **arquitetura de camadas horizontais com camada de coordenação independente**. Os agentes operadores são agentes simples e a falha de um deles não constitui uma falha crítica para a sociedade, assim como ocorre na arquitetura de Subsunção. Wooldridge aponta um problema de escalabilidade para arquiteturas de camadas horizontais, pois o mediador precisaria controlar m^n possíveis situações de conflito, onde m é o número de ações possíveis e n é o número de camadas ou agentes (WOOLDRIDGE, 2002). Tal problema é minimizado nas arquiteturas de camadas horizontais com camada de coordenação independente, já que só ocorre conflito quando um agente A_1 operando com o mesmo ativo que um outro agente A_2 , resolvem fazer operações inversas, isto é, um agente compra e outro vende. Portanto, o número de possíveis conflitos é menor ou igual a $N(\mu) * N(\phi)$, onde $N(\mu)$ representa o número de estratégias existentes na sociedade e $N(\phi)$ refere-se ao número de ativos administrados pela sociedade. Tal produto cresce muito mais lentamente que a expressão m^n .

Em relação ao domínio da negociação discutido na seção 2.5, embora o problema de administrar ativos autonomamente guarde muitas semelhanças com o domínio orientado a valor, há uma diferença fundamental: os retornos (ou valores) não são determinados pelas ações dos agentes. O retorno é determinado pela ação de muitas entidades com as quais o agente não pode entrar em contato diretamente. Logo, o estado seguinte do ambiente é modelado como uma variável aleatória, embora influenciado em maior ou menor grau pelo conjunto dos agentes com os quais é possível negociar. Assim o agente precisa tratar a incerteza envolvida na determinação do próximo estado e conseqüentemente ajustar qual o retorno esperado. Desta forma, a administração não pode ser caracterizada como um domínio orientado a valor. Possivelmente, constitui um novo domínio onde o retorno associado a um plano j seria dependente não apenas das ações dos agentes negociantes mas de outros fatores fora do controle da sociedade.

No próximo capítulo, discutem-se conceitos de teoria de finanças e sua relevância como parte da base teórica para a administração automatizada de ativos e para este trabalho em particular.

3 Introdução à Teoria de Finanças

Neste capítulo, apresenta-se uma breve introdução a finanças abordando a teoria moderna de portfólios (seção 3.2), a hipótese de mercado eficiente (FAMA, 1970) e administração de ativos (seção 3.3). Na seção 3.4, descreve-se um caso particular onde pode-se aplicar a teoria de portfólio, o mercado de capitais, e suas principais funções sociais e mecanismos de funcionamento. Na seção 3.6, apresentam-se alguns trabalhos em administração automatizada de ativos e exemplos de sistemas existentes.

3.1 Introdução

Para facilitar o entendimento do texto e estabelecer um vocabulário comum, apresentam-se em seguida os principais conceitos financeiros básicos utilizados ao longo deste capítulo e no restante do texto (FLEURIET, 2004), (PINHEIRO, 2001).

- **Ação:** Título que representa uma fração do patrimônio de uma determinada empresa.
- **Ativo financeiro:** Qualquer título representativo de fração de um determinado ativo ou dívida, por exemplo, ações, títulos de renda fixa, letras de câmbio, etc.
- **Investidor:** Indivíduo que possui ativos financeiros.
- **Portfólio:** Conjunto de ativos financeiros e seus respectivos montantes mantidos por um determinado investidor.
- **Administração de ativos:** Ato de comprar e vender ativos pertencentes a um portfólio para satisfazer os objetivos do investidor quanto a retorno e risco daquele portfólio. Uma administração é dita ativa quando realiza frequentemente operações de compra e venda com o objetivo de alcançar resultados melhores do que seriam possíveis com a simples escolha e manutenção de um dado portfólio.
- **Administrador de ativos:** Indivíduo que realiza a administração de um portfólio de sua propriedade ou de propriedade de um terceiro, que é o real investidor e

contratante dos serviços de administração de portfólio.

- **Bolsas de valores:** Entidade constituída com o intuito de facilitar a negociação de ativos financeiros, geralmente ações de empresas, embora freqüentemente realizem negócios também com outros ativos. Em geral, apenas algumas poucas instituições podem operar em uma bolsa, outros que desejam realizar negócios devem utilizar os serviços de uma instituição autorizada. Muito similares, as bolsas de mercadorias são especializadas em transações de preço futuro de *commodities* como petróleo, café, ouro entre outras (FLEURIET, 2004). Ao contrário das bolsas de mercadores que funcionam primordialmente como um mecanismo de transferência de risco de preço entre produtor e especulador, as bolsas de valores fornecem um meio de captação de recursos para as empresas e uma opção de investimento para poupadores.
- **Pregão:** Período do dia durante o qual podem ser realizados negócios em uma bolsa de valores.
- **Corretora:** Empresa habilitada para realizar negócio junto a uma bolsa de valores e que geralmente presta serviço de intermediação de negócios junto a bolsa de valores para terceiros. Esta é co-responsável pelas compromissos assumidos por seus clientes.
- **Ordem de compra (ou venda):** Especificação para comprar (ou vender) um determinado ativo alvo em uma bolsa de valores.
- **Ordem limitada:** Ordem que especifica um preço máximo aceitável (em caso de compra) ou um preço mínimo aceitável (em caso de venda).
- **Ordem de mercado:** Ordem que não especifica limite de preço, sendo que o negócio é realizado a preço especificado pelo mercado ¹
- **Taxas de corretagem:** Taxas cobradas por corretoras para realizar negócios em uma bolsa de valores, que podem ser definidas como percentuais aplicados sobre o volume do negócio ou através de valores fixos por transação.

3.2 Teoria Moderna de Portfólio

A teoria moderna de portfólio (*Modern portfolio theory*) (MARKOWITZ, 1952) explica como investidores racionais poderiam utilizar a diversificação de ativos para otimizar seus portfólios. Tal teoria modela o retorno de um ativo como uma variável aleatória

¹Para maiores detalhes, ver seção 3.4.4

e o **retorno** de um portfólio como uma soma ponderada dos retornos dos ativos que o compõem. Conseqüentemente, o retorno de um portfólio é também uma variável aleatória para a qual pode-se definir um valor esperado e uma variância.

3.2.1 Risco e Retorno

Admite-se por hipótese que os investidores são avessos ao risco e desejam sempre retornos maiores. Desta forma, caso sejam oferecidos dois ativos com o mesmo retorno esperado um investidor irá optar sempre pelo ativo com menor risco. De modo análogo, dados dois ativos com mesmo nível de risco um investidor irá optar sempre por aquele que apresentar o maior retorno esperado. Pode-se afirmar então que um investidor racional só aceitará um risco maior se isto levar a maior retorno. Há então uma solução de compromisso entre risco e retorno, que irá diferir entre investidores de acordo com características individuais de aversão ao risco.

A quantificação do risco de um dado investimento é, em geral, mais difícil que a medição do seu retorno. Markowitz (MARKOWITZ, 1952) propôs a modelagem do retorno como uma variável aleatória e a definição do risco como o **desvio padrão** associado ao retorno. Desta forma, um ativo A com variações maiores na sua série de retornos que um outro ativo B, será apontado como de risco mais elevado, pois o desvio padrão do ativo A será maior que o observado para o ativo B. Assume-se que a preferência em termos de risco e retorno de um investidor pode ser descrita através de uma função de utilidade onde apenas o retorno esperado e o risco, medido como o desvio padrão, são relevantes para determinar a utilidade. Conseqüentemente, o investidor seria indiferente a outras características da distribuição de retornos, como por exemplo, sua curvatura.

Considerando que R_p refere-se ao retorno de um portfólio p e R_i representa o retorno de um determinado ativo i , o retorno esperado de um portfólio composto por n ativos pode ser descrito pela equação 3.1

$$E(R_p) = \sum_{i=1}^n \omega_i E(R_i) \quad (3.1)$$

A expressão ω_i representa o peso do ativo i no portfólio p , isto é, a razão entre o valor total do ativo i e o valor total do portfólio e pode ser calculada através da equação 3.2, onde v_k refere-se ao valor monetário alocado ao ativo k , o qual pertence ao portfólio. Desta forma, $0 \leq \omega_i \leq 1$, para qualquer ativo i pertencente ao portfólio.

$$\omega_i = \frac{v_i}{\sum_{k=1}^n v_k} \quad (3.2)$$

Naturalmente, o somatório dos pesos relativos de todos os ativos de um portfólio será igual a 1, isto é $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1$. O risco de um portfólio, definido como o desvio padrão do retorno do portfólio (FRANCIS, 1983), σ_p , é função dos riscos dos ativos que o compõem e da correlação entre tais ativos. O risco de um portfólio, σ_p , pode ser expresso pela equação 3.3.

$$\sigma_p = \sqrt{\sum_i \sum_j \omega_i \omega_j \sigma_i \sigma_j \rho_{ij}} \quad (3.3)$$

Na equação 3.3, o símbolo ρ_{ij} representa o coeficiente de correlação entre os ativos i e j . O coeficiente de correlação traz uma medida normalizada da covariância entre duas variáveis aleatórias e quaisquer que sejam tais variáveis x e y , pode-se demonstrar que $-1 \leq \rho_{xy} \leq 1$ ((DOUGHERTY, 1990) pg. 245). Considerando um portfólio composto por dois ativos a e b pode-se expressar o retorno do seguinte modo:

$$E(R_p) = \omega_a E(R_a) + \omega_b E(R_b) \quad (3.4)$$

Enquanto o risco para o mesmo portfólio seria representado por:

$$\sigma_p = \sqrt{\omega_a^2 \sigma_a^2 + \omega_b^2 \sigma_b^2 + 2\omega_a \sigma_a \omega_b \sigma_b \rho_{ab}} \quad (3.5)$$

Já para um portfólio composto por três ativos a , b e c , o risco seria expresso pela equação 3.6:

$$\sigma_p = \sqrt{\omega_a^2 \sigma_a^2 + \omega_b^2 \sigma_b^2 + \omega_c^2 \sigma_c^2 + 2\omega_a \sigma_a \omega_b \sigma_b \rho_{ab} + 2\omega_b \sigma_b \omega_c \sigma_c \rho_{bc} + 2\omega_a \sigma_a \omega_c \sigma_c \rho_{ac}} \quad (3.6)$$

Desta forma, à medida que o número de ativos (n) aumenta, o cálculo do risco torna-se mais complexo e o número de termos de covariância ρ aumenta de forma combinatória.

3.2.2 Relevância da Diversificação

Um investidor pode reduzir o risco de um portfólio simplesmente escolhendo ativos não perfeitamente correlacionados, isto é, ativos a e b onde ρ_{ab} é menor que 1 (um). Pode-se demonstrar que se dois ativos quaisquer de um portfólio tem uma correlação menor que 1, a variância do portfólio será menor que a soma ponderada das variâncias dos ativos. O teorema e sua demonstração são apresentados em seguida, para o caso de dois ativos com coeficiente de correlação (ρ_{ab}) menor que 1. Desta forma, pode-se reduzir o risco do portfólio através da inclusão de mais ativos corretamente selecionados,

obtendo desta forma maior **diversificação** de portfólio (MARKOWITZ, 1952).

Teorema 1: O risco de um portfólio composto por dois ativos será menor que a soma ponderada dos riscos dos ativos, desde que a correlação entre estes ativos seja menor que 1.

Demonstração: O risco de um portfólio p (σ_p) formado por dois ativos (a e b) pode ser expresso conforme a equação 3.5. Como ω_a e ω_b representam a fração correspondente aos ativos a e b do portfólio, temos que $0 < \omega_a < 1$ e $0 < \omega_b < 1$. Considerando que $\rho_{ab} < 1$ e $\sigma_a \geq 0$, $\sigma_b \geq 0$ (ativos com risco diferente de zero) podemos escrever a inequação 3.7:

$$\sigma_p^2 < \omega_a^2 \sigma_a^2 + \omega_b^2 \sigma_b^2 + 2\omega_a \sigma_a \omega_b \sigma_b \quad (3.7)$$

Logo:

$$\sigma_p < \sqrt{(\omega_a * \sigma_a + \omega_b * \sigma_b)^2} = \omega_a * \sigma_a + \omega_b * \sigma_b \quad (3.8)$$

Assim, demonstra-se que o risco de um portfólio p com ativos não perfeitamente correlacionados menor que um ($\rho_{ab} < 1$) será menor que a soma ponderada dos riscos dos ativos. A extensão da demonstração para vários ativos pode ser encontrada em (MARKOWITZ, 1952) e (HORNE, 1995). De fato, em ativos com correlação negativa perfeita (isto é, $\rho_{ab} = -1$) é possível obter risco zero, mesmo com ativos de risco. Por outro lado, quando há correlação positiva perfeita ($\rho_{ab} = 1$), o risco do portfólio resume-se a uma função linear dos riscos dos ativos componentes². Estas situações correspondem aos extremos que podem ser observada em termos de correlação entre ativos ($-1 \leq \rho_{ab} \leq 1$) e raramente são observadas na realidade.

3.2.3 Fronteira Eficiente

Na figura 2, apresenta-se um gráfico de risco (eixo x) e retorno esperado (eixo y) onde os ativos individuais são representados por pontos cinzas. Os portfólios sempre irão dominar os ativos individuais (i.e, apresentar um risco menor para um mesmo nível de retorno) devido as características de redução de risco da diversificação ((FRANCIS, 1983) pág. 577. A curva apresentada na figura 2 representa o conjunto dos portfólios que apresentam o menor risco possível para um dado nível de retorno e é chamada de **fronteira eficiente** (FRANCIS, 1983).

Na teoria de portfólio, assume-se a existência de um ativo livre de risco (r_f) que paga uma taxa de retorno livre de risco fixa. Como um ativo livre de risco tem por definição sempre o mesmo retorno, o desvio padrão e logo seu risco é igual a zero. Em

²Para uma discussão mais aprofundada destas situações, veja (FRANCIS, 1983) páginas 572-578

Figura 2: Gráfico risco versus retorno da fronteira eficiente

termos práticos, utiliza-se como uma realização do conceito de ativo livre de risco um ativo de renda fixa emitido por país com longo histórico positivo de honrar seus compromissos. Geralmente, títulos do tesouro americano são aceitos como ativos livres de risco. Este ativo é representado pelo ponto no eixo vertical r_f na figura 2. Quando o ativo livre de risco é combinado com qualquer outro ativo, o retorno esperado $E(R_p)$ e o risco σ_p expressos nas equações 3.4 e 3.5 pode ser simplificado respectivamente pelas equações 3.9 e 3.10, respectivamente.

$$E(R_p) = (1 - \omega_x)r_f + \omega_x E(R_x) \quad (3.9)$$

$$\sigma_p = \omega_x \sigma_x \quad (3.10)$$

3.2.3.1 Índice de Sharpe

William F. Sharpe propôs em um método simples para avaliar portfólios baseado na razão entre a diferença do seu retorno esperado e o retorno do ativo livre de risco com o risco do portfólio, esta razão ficou conhecida como índice de Sharpe (SHARPE, 1994). Tal índice pode ser calculado segundo a equação 3.11. É fácil ver que um portfólios com maior índice de Sharpe tem retorno maior que os portfólios de mesmo risco. Quanto maior o índice de Sharpe de um portfólio ³, mais desejável é tal portfólio.

³Como o retorno do ativo livre de risco é geralmente baixo em relação aos demais ativos, assumiu-se que seu valor seria zero nos experimentos.

lio (FRANCIS, 1983).

$$Sharpe(p) = \frac{R_p - r_f}{\sigma_p} \quad (3.11)$$

3.3 Administração de Portfólio

Em contraposição à hipótese de eficiência de mercado, muitos pesquisadores e profissionais do mercado financeiro advogam que é possível obter consistentemente retornos superiores ao mercado. Tais defensores dividem-se em duas grandes abordagens para definir estratégias de administração de ativos: análise técnica e análise fundamentalista. Estas abordagens são discutidas sucintamente nesta seção, bem como a administração passiva que assume como verdadeira a hipótese de eficiência de mercado.

3.3.1 Administração Passiva

A Hipótese de Eficiência de Mercado (*Efficient Market Hypothesis*, EMH) formulado por Fama (FAMA, 1970) afirma que os mercados financeiros são eficientes em precificar os ativos. Os preços dos ativos deveriam refletir todas as informações publicamente disponíveis e as crenças coletivas de todos os investidores sobre o futuro previsível. Desta forma, não seria possível superar o desempenho do mercado ajustado ao risco, utilizando informações que sejam de conhecimento do mercado, exceto por simples acaso. Assim, a longo prazo todos os investidores teriam retornos limitados ao rendimento do próprio mercado. Desta forma, a administração de um portfólio seria resumida à compra do portfólio de mercado e à manutenção deste por longo período, visto que não seria possível consistentemente superar o mercado. Tal linha de atuação pode ser chamada de **administração passiva**, em contraposição à idéia de administrar os ativos realizando operações de compra e venda para obter um desempenho superior à média do mercado. Esta segunda linha de ação, comumente chamada de administração ativa, é o assunto da próxima seção. A hipótese de eficiência de mercado define três formas distintas:

- **Eficiência de mercado na forma fraca:** Implica que não é possível obter retorno superior ao mercado apenas através da análise de séries históricas de preços, embora seja possível encontrar ativos que estejam com preço sobre-avaliado ou sub-avaliado em relação aos fundamentos da companhia que o emitiu.
- **Eficiência de mercado na forma semi-forte:** Os preços ajustam-se aos seus valores intrínsecos em tempo curto e sem sobrevalorização ou supervalorização,

quando são disponibilizadas novas informações relevantes para a definição dos preços.

- **Eficiência de mercado na forma forte:** Os preços dos ativos refletem toda a informação disponível e ajustam-se imediatamente a novas informações.

Segundo os defensores da EMH, a utilização de administração ativa poderia ser eficaz na forma fraca, entretanto não seria possível obter retornos superiores ao mercado de modo consistente: tais retornos seriam possíveis apenas em curtos períodos e por acaso. Por isto, os defensores da EMH não aceitam como contraprova exemplos de administradores ativos que obtiveram retorno superior ao mercado, mesmo em períodos relativamente longos. A polêmica entre defensores da EMH e da administração ativa já produziu vários artigos e livros, inclusive para o grande público, como por exemplo *"A Random Walk Down Wall Street"* (MALKIEL, 1975) e *"Beating the street"* (LYNCH, 1994), que advogam a EMH e administração ativa, respectivamente. Como afirma Horne (HORNE, 1995) ⁴ "somos deixados com a incômoda sensação que apesar da eficiência de mercado ser uma boa explicação para o comportamento do mercado na maior parte do tempo...há exceções". Horne argumenta ainda que tais anomalias podem ser meramente o resultado de falhas na medição do risco ou até mesmo a fatores para os quais simplesmente não se têm um completo entendimento. O autor do presente trabalho tende a acreditar na segunda hipótese, embora concorde que a eficiência de mercado é uma boa explicação para frases tais como "...o comportamento do mercado na maior parte do tempo...".

Eficiência de Mercado no Brasil

Carmargos e Barbosa (CAMARGOS; BARBOSA, 2003) defendem que o mercado brasileiro apresenta característica de um mercado eficiente na forma fraca, embora em uma revisão sobre artigos sobre o mesmo tema tenham encontrado 10 trabalhos que apontavam para a eficiência do mercado brasileiro, enquanto 14 trabalhos apontavam para a ineficiência do mesmo. Os autores avaliam que devido a algumas mudanças recentes como relativa estabilidade econômica, reestruturação e concentração patrimonial, maior participação de investidores individuais e estrangeiros e uma maior transparência nas negociações, possivelmente o mercado brasileiro esteja em processo de melhoria em termos de eficiência passando às suas formas mais fortes.

3.3.2 Administração Ativa

A administração ativa de portfólio divide-se em duas grandes escolas: análise técnica

⁴página 53

e análise fundamentalista. A primeira baseia-se na análise de séries históricas de preço e volume de negociação para determinar suas decisões, enquanto a segunda baseia-se na análise dos fundamentos econômicos como lucro, receita e participação de mercado da empresa que emitiu as ações. Estas duas formas de análise são descritas a seguir.

3.3.2.1 Análise Técnica

A análise técnica (ou gráfica) (PINHEIRO, 2001) se baseia na hipótese que os preços dos ativos são fortemente dependentes dos preços das negociações anteriores, sendo possível então prever tendências de preços valendo-se da observação dos movimentos passados. Em outras palavras, os preços dos ativos se movimentam em tendências e existe uma dependência significativa entre as oscilações dos preços que se sucedem. O objetivo da análise técnica é determinar a tendência de evolução das cotações no curto prazo, a fim de aproveitar as rápidas oscilações para auferir ganhos de capital. A análise técnica é bastante antiga e seu início ocorreu por volta do século XVIII, quando algumas famílias japonesas começaram a formular o que hoje se denomina de contratos futuros de arroz. Essas famílias passaram a acompanhar o comportamento do preço do arroz e tentar identificar tendências e formularam uma técnica conhecida como *candle sticks*, que é utilizado até hoje por analistas. Esta técnica consiste em desenhar gráficos com preço máximo e mínimo, além do preço de fechamento de um ativo a cada dia que são associados a um pequeno conjunto de regras para tomar decisões sobre compra ou venda do ativo. Podem ser citados vários exemplos de estratégias ou indicadores de análise técnica, como indicador *Stochastic*, índice de força relativa (IFR), *Price Oscillator*, *Moving Average*, *Moving Average Convergence/Divergence* (MACD), Teoria das Ondas de Elliott, *Accumulation/Distribution Index*, indicador *Momentum* entre outros (PINHEIRO, 2001; MARKETSCREEN, 2007).

Os cinco primeiros exemplos são utilizados como estratégias de operadores nas arquiteturas CTCS e COAST e são descritas abaixo.

Índice de Força Relativa - *Relative Strength Index* (RSI)

O índice de força relativa foi criado em 1978 por Wilder e tornou-se um dos mais populares e mais utilizados indicadores do mercado de ações (PINHEIRO, 2001). O RSI é calculado usando as variações positiva e negativa do preço, como mostrado nas equações 3.12 e 3.13:

$$RSI = 100 * (1 - \frac{1}{1 + \frac{U}{D}}) \quad (3.12)$$

$$U = average(positive\Delta_j), D = average(negative\Delta_j) \quad (3.13)$$

Na equação 3.13, U é a média das variações positivas do preço do ativo em um

período pré-definido. Este período geralmente é definido como algo em torno de 14 dias. A variável D é a média das variações negativas do preço no mesmo período. O RSI é interpretado como uma indicação de compra do ativo quando o índice é maior que 70% e uma indicação de venda quando menor.

Indicador Estocástico (*Stochastic*)

O indicador Estocástico foi criado por Lane em 1957 (PINHEIRO, 2001). Baseia-se na hipótese que um ativo está em tendência de alta quando os preços mais altos são observados no fim do período de observação. De modo análogo, um ativo está em tendência de baixa quando os preços mais baixos encontram-se no final do período de observação. Pode-se calcular o indicador estocástico através da equação 3.14.

$$Stochastic = \frac{U - B}{A - B} * 100 \quad (3.14)$$

Nesta equação, U é a última cotação, enquanto A e B são respectivamente a cotação mais alta e mais baixa do período de observação. Tal período em geral é definido como algo em torno de 14 dias. O indicador determina um sinal de compra quando é menor que 20 e um sinal de venda quando é maior que 80.

Média Móvel - *Moving Average* (MA)

O indicador de média móvel tenta identificar tendências na evolução dos preços de ativos. A média é determinada pelos preços do ativo durante um período de observação, tipicamente entre 14 e 60 dias. O método de cálculo pode ser média simples, soma de todos os preços divididos pelo número de cotações, ou média exponencial para garantir maior relevância a cotações mais recentes em detrimento das antigas. A média móvel é interpretado utilizando gráficos com linhas dos preços e da média móvel. A linha de média móvel é uma resistência para tendências de alta e de baixa. Quando os preços estão em tendência de alta (ou em tendência de baixa) e a linha de preços cruza a linha de média móvel, tal situação é interpretada como uma reversão de tendência. Por isto, quando a linha de média móvel é cruzada pela linha de cotações em uma tendência de alta, isto é um sinal de venda e analogamente tem-se um sinal de compra quando a média móvel é cruzada pela linha de preço em tendência de baixa (PINHEIRO, 2001).

***Moving Average Convergence/Divergence* (MACD)**

O indicador MACD mostra as relações entre duas linhas de médias móveis do preço e também utiliza gráficos para fazer a interpretação do indicador. O MACD foi desenvolvido por Appel (APPEL, 2005). Tal indicador baseia-se em uma linha (MACD) calculada como a diferença entre duas médias exponenciais, a primeira com período de

observação de 26 dias e a segunda com 12 dias. Um linha de média móvel exponencial de 9 dias, chamada de linha de sinal (ou gatilho) é desenhada no mesmo gráfico para indicar os sinais de compra e venda. Há um sinal de compra quando o MACD cruza a linha de sinal em tendência de alta e há um sinal de venda quando o MACD cai abaixo da linha de sinal. A determinação da tendência (alta ou baixa) é feita da mesma forma que a utilizada no indicador MA, isto é, o sinal do coeficiente angular da linha determinada por regressão linear do histórico de preços na segunda metade do período de observação determina a tendência alta (coeficiente positivo) ou baixa (coeficiente negativo).

Price Oscillator

O indicador ***Price Oscillator*** é idêntico ao MACD, com a diferença que utiliza duas médias móveis exponenciais com períodos definidos pelo usuário, ao contrário do MACD que utiliza sempre médias móveis exponenciais de 12 e 26 dias.

Comumente, trabalhos em administração automatizada de ativos utilizam-se como ponto de partida trabalhos em análise técnica, pelo caráter numérico dos dados de entrada, tais como séries históricas de preço e/ou volume de negociação, o que simplifica a modelagem dos agentes operadores.

3.3.2.2 Análise Fundamentalista

A análise fundamentalista (HORNE, 1995) estuda os fundamentos econômico-financeiros de uma empresa para determinar o valor correto para sua ação. Baseia-se na hipótese de que existe um valor real (ou intrínseco) para cada empresa que está diretamente correlacionado ao valor real (ou intrínseco) para a ação daquela empresa e que o mercado financeiro irá ajustar o preço da ação no mercado a este valor, embora por algum período possa deslocar-se deste valor real. O trabalho do analista então é procurar no mercado ações cujas cotações estejam abaixo do seu valor intrínseco e comprar tais ações, partindo da hipótese que o preço irá evoluir para o preço real. A análise fundamentalista é mais recente que a análise técnica e tem uma origem acadêmica ao contrário da análise técnica (PINHEIRO, 2001). Tipicamente, engloba uma análise subjetiva da economia para determinar tendências econômicas e projetar fluxos de caixa da empresa para então calcular o valor presente da companhia através da técnica de fluxo de caixa descontado. Uma vez calculado o valor da empresa, basta dividi-lo pelo número de ações para determinar o valor justo da ação daquela companhia (HORNE, 1995). Esta abordagem raramente é utilizada em administração automatizada de ativos pela dificuldade em modelar a análise subjetiva, que é feita para balizar as projeções de fluxo de caixa.

3.4 Mercado de Capitais

O mercado de capitais é um meio de alocação de recursos às organizações vistas como mais promissoras pela própria sociedade que as financia. Pode-se afirmar que o mercado de capitais funciona como um mecanismo de financiamento para as empresas com custo relativamente baixo e fornece uma interessante opção de investimento para os investidores, pois oferece vários níveis de risco e retorno. O processo elimina a figura tradicional do intermediário bancário que recebe aplicações de investidores e concede empréstimos para empresas. No mercado de capitais a comunicação entre investidor e tomador de recursos é mais direta, embora ainda exista um conjunto de intermediários financeiros para facilitar a operação, tais como: corretoras, bolsas, distribuidoras de títulos, analistas financeiros, bancos de investimento entre outros.

3.4.1 Processo de Financiamento

Os participantes do processo de financiamento, via mercado de capitais, podem ser agrupados em três classes: Unidades superavitárias (poupadores), Unidades deficitárias (tomadores de recursos/Empresas) e Instituições Financeiras. Podem-se classificar os mecanismos de financiamento como: **financiamento indireto**, que é realizado através das instituições bancárias, ou **financiamento direto** feito através do mercado de capitais.

O financiamento direto ocorre através da venda de valores mobiliários (títulos) do tomador de recursos para o poupador. Há vários tipos de valores mobiliários e a própria evolução do mercado financeiro tem criado novas formas de valores mobiliários, mais adequadas a certas classes de investidores a cada dia mais sofisticados. Entretanto, pode-se afirmar que os principais valores mobiliários negociáveis no mercado de capitais são os seguintes (ROCHA; JUNIOR, 2005):

- **Ações ordinárias** - parcela do capital social, dão ao proprietário direito a voto nas Assembléias da Empresa e recebimento de dividendos.
- **Ações preferenciais** - também constituem parcela do capital social, tem direito a receber dividendos e outros direitos concedidos em lei ou pelo estatuto da empresa, mas não tem direito a voto.
- **Debêntures** - títulos privados de dívida de médio e longo prazo.
- **Notas comerciais** (*commercial papers*) - títulos privados de dívida de curto prazo.

- **Certificados de recebíveis imobiliários - CRI.** Trata-se de um tipo de título relativamente novo e tem sido bem sucedido em fornecer financiamento para empreendimentos imobiliários.

3.4.2 Estrutura do Mercado de Capitais

Além da possibilidade de financiamento, o mercado de capitais oferece as empresas e investidores facilidades para negociar seus títulos entre si e com terceiros, possibilitando maior liquidez a estes e conseqüentemente aumentando a atratividade dos títulos lançados para a captação de recursos. Tais negócios são agrupados sobre as denominações de mercado primário e mercado secundário (FLEURIET, 2004):

- **Mercado primário:** Tem como função a colocação de ações, debêntures ou outros valores mobiliários provenientes de novas emissões. É o mercado no qual as empresas recorrem aos investidores para captar novos recursos.
- **Mercado secundário:** Composto de operações que efetuam transferências de recursos entre investidores. Os investidores transferem entre si os títulos anteriormente adquiridos no mercado primário, concedendo liquidez aos títulos e assim aumentando sua atratividade.

Uma empresa que deseja obter recursos para capital de giro ou investimentos via mercado de capitais faz isto através de uma oferta pública (*underwriting*). A oferta pública é um processo formal regulado por órgãos governamentais e obedece a um grande conjunto de regulamentos. A primeira oferta pública torna sua proponente uma empresa de capital aberto. Geralmente, esta primeira oferta é chamada Oferta Pública Inicial (IPO, na sigla em inglês). Ofertas públicas são invariavelmente realizadas através de instituições financeiras especializadas, como corretoras e distribuidoras de títulos. Em geral, uma instituição é definida como líder da operação e esta coordena o trabalho de venda das várias instituições envolvidas.

3.4.3 Participantes do Mercado de Capitais

Os principais participantes do mercado de capitais, além das corretoras e bolsas de valores descritos na seção 3.1, são os seguintes (FLEURIET, 2004):

- **Distribuidora de títulos** - Suas principais funções são emitir e intermediar a venda de títulos e valores mobiliários e realizar operações de mercado aberto.

- **Bancos de investimento:** Instituições que obtêm recursos para capital fixo ou de giro para as empresas, repassam recursos obtidos no país ou no exterior, realizam aquisição direta de ações e outros títulos de empresas e provêm garantias de empréstimos no país ou no exterior.
- **Analistas de mercado de capitais:** Instituições ou pessoas físicas que analisam balanços, movimentações do mercado, indicadores econômicos, entre outros e oferecem estas análises e serviços de assessoria a investidores. Eventualmente, podem ser ligados a outras instituições como as supracitadas.

Além dos operadores, há um conjunto de instituições que regulamentam e fiscalizam o mercado de capitais. Tais instituições e suas respectivas normas específicas naturalmente variam de um país para outro. Entretanto, observa-se gradualmente certa convergência das regulamentações nacionais para práticas comuns no mercado financeiro internacional. No Brasil, a principal instituição de regulamentação e controle do mercado de capitais é a Comissão de Valores Mobiliários (CVM).

3.4.4 Transações no Mercado de Capitais

As transações de compra e venda de valores mobiliários e a formação de seus preços em uma bolsa se dá através do processamento de ordens de compra e venda submetidas pelos vários participantes daquele mercado. O processo é também chamado de leilão contínuo duplo (*Continuous Double Auction*). As ordens (ou lances) definem um ativo alvo, um número de unidades e opcionalmente um preço para a compra ou venda, conforme o tipo de ordem. Quando uma ordem de compra estabelece preço X para Y unidades de um determinado ativo, significa que o emissor aceita comprar Y unidades do ativo alvo a preço igual ou menor a X . O análogo ocorre para ordens de venda: uma ordem de venda de Y unidades de um ativo a preço X será realizada por preço igual ou superior a X .

É interessante observar que não há garantia de execução da ordem: caso não haja oferta do ativo a preço menor ou igual a X , a ordem do primeiro exemplo não será executada. Existem diversas formas de classificar ordens, as principais são apresentadas abaixo.

- **Ordem de compra ou venda:** Determinam se o ativo será comprado ou vendido.
- **Ordem limitada ou de mercado:** Ordens a mercado não especificam um preço máximo (ou mínimo) para realização da transação. O preço é determinado pelas

ordens que constam dos livros de compra e venda. A execução de uma ordem de mercado é certa, mas o preço pelo qual será realizada não. No caso de ordem limitada, especifica-se um preço máximo (ou mínimo) para realizar a transação, por isto não tem execução garantida, mas o pior preço é determinado pelo emissor da ordem.

- **Ordem total ou parcial:** Na ordem parcial, permite-se a transação mesmo que não haja demanda (ou oferta) suficiente de unidades do ativo alvo para implementar a ordem completa. Neste caso, a quantidade remanescente passa a compor uma nova ordem com mesmo preço e espera no livro correspondente até que seja transacionada.

Ao ser emitida uma ordem, esta é comparada às ordens que aguardam execução nos livros de compra e venda. Tais livros armazenam ordens de compra e venda que não foram ainda executadas por falta de ordem compatível. O livro de compras (*buy book*) é ordenado a partir da ordem de maior valor para a ordem de menor valor. Ordens de compra a preço de mercado que estivessem no livro seriam equivalentes a ordens com preço infinito. Por outro lado, o livro de vendas (*sell book*) é ordenado do menor preço para o maior. Ordens de venda a preço de mercado que estivessem no livro seriam equivalentes a ordens com preço zero. Na realidade, ordens a preço de mercado são executadas assim que chegam ao sistema e nunca ficam aguardando nos livros. Observe que as ordens não são executadas seguindo seus tempos de chegada, mas suas posições nos livros. Na figura 3, apresenta-se um exemplo de livros de compra e venda para ações da Microsoft (MSFT) na Bolsa Nasdaq.

Considerando os livros da figura 3, uma nova ordem de compra de 3000 ações limitada a \$24.045 por ação não seria executada e comporia o livro de compra logo abaixo da ordem que tenta comprar 1000 ações a \$24.05 por ação. Ainda considerando os livros da figura 3, uma ordem de mercado (*market order*) para comprar 2000 ações, iria ocasionar a compra de 1000 (2x500) ações a \$24.069/cada, 500 ações a \$24.070/cada, 200 ações a \$24.080/cada e 300 ações \$24.090/cada, resultando numa compra de 2000 ações ao preço médio de \$24.0735. As ordens executadas completamente são excluídas dos livros, e aquelas executadas parcialmente tem o número de ações atualizadas correspondentemente.

3.5 Finanças Computacionais Baseadas em Agentes

Uma grande gama de trabalhos no domínio aqui tratado pode ser encontrada na área denominada Finanças Computacionais Baseadas em Agentes (**Agent-Based Compu-**

MSFT			
LAST MATCH		TODAY'S ACTIVITY	
Price	24.0700	Orders	52,983
Time	14:57:07.72	Volume	10,243,212
BUY ORDERS		SELL ORDERS	
SHARES	PRICE	SHARES	PRICE
500	24.0620	500	24.0690
6,000	24.0610	500	24.0690
5,000	24.0600	500	24.0700
100	24.0600	200	24.0800
1,100	24.0550	1,981	24.0900
100	24.0500	412	24.0900
5,000	24.0500	3,000	24.0980
200	24.0500	500	24.1000
3,294	24.0500	100	24.1200
1,000	24.0500	2,800	24.1400
3,000	24.0430	5,000	24.1400
100	24.0400	1,000	24.1400
5,503	24.0400	5,000	24.1500
2,100	24.0300	400	24.1600
2,800	24.0300	1,000	24.1700

Figura 3: Livros de compra e venda de ação na bolsa eletrônica Nasdaq. Extraído de (KEARNS; ORTIZ, 2003)

tational Finance) (Le Baron, 1998; TESFATSION; (EDS.), 2006). Entretanto, os pesquisadores nesta linha parecem muito mais preocupados em estudar o comportamento de mercados artificiais para entender e explicar o funcionamento de mercados reais e como estes podem evoluir. Os agentes são usados para criar simulações multiagentes e então observando o comportamento global emergente buscar entender melhor as dinâmicas de preços/volumes e comportamento do mercado em geral. Isto seria uma alternativa à linha tradicional de pesquisa em finanças, a qual busca criar modelos gerais sobre os agentes econômicos (agente racional) e determinar qual seria o equilíbrio de uma economia constituída por agentes desta natureza. Pode-se dizer que a linha tradicional segue uma abordagem *top-down*, enquanto em finanças computacionais baseadas em agentes emprega-se uma abordagem *bottom-up*: modela-se um conjunto de tipos de agentes e observa-se através de simulação o que ocorreria, e quais equilíbrios (se houverem) seriam encontrados.

Já a área de administração automatizada de ativos tem como foco a automatização do processo de administração de ações por agentes, em substituição aos operadores humanos. Na verdade, ambas as áreas visam a criação de sistemas multiagentes capazes de emular o comportamento humano em ambiente de finanças. Os objetivos é que são distintos: a primeira visa modelar e implementar para simular e então entender, explicar e prever; enquanto a segunda visa modelar e implementar para automatizar.

Neste trabalho, adota-se a visão de administração automatizada de ativos, como descrito a seguir.

3.6 Administração Automatizada de Ativos

Muitos trabalhos de pesquisa já foram realizados cujo foco era a criação de mecanismos para automatizar a administração de ativos.

Poder-se-ia adotar diferentes modos para classificar e agrupar os diferentes trabalhos encontrados na literatura sobre administração automatizada de ativos. Por exemplo, classificá-los de acordo com a principal **técnica inteligência artificial** utilizada: redes neurais (KENDALL; SU, 2003a), aprendizado por reforço (SHERSTOV; STONE, 2004; NEVMYVAKA; KEARNS, 2006), sistemas multiagentes (DECKER et al., 1997; LUO; DAVIS, 2002; CASTRO; SICHMAN, 2007; PARKES; HUBERMAN, 2001), arquiteturas BDI (FENG; JO, 2003), raciocínio baseado em casos (KEARNS; ORTIZ, 2003), inteligência de enxame (SWARM) (KENDALL; SU, 2005), etc. Outra classificação possível seria a capacidade de trabalhar como **vários ativos** simultaneamente (multi-ativo) ou com apenas um ativo (mono-ativo). Conforme discutido na seção 3.2, a administração de vários ativos é mais complexa do que apenas replicar a administração de um ativo, pois é preciso explorar as complementaridades entre os vários ativos, especialmente em relação à minimização de risco. Deste modo, pode-se classificar os trabalhos em dois grupos: multiativos (DECKER et al., 1997; LUO; DAVIS, 2002, 2000; KENDALL; SU, 2005) e monoativo (KEARNS; ORTIZ, 2003; YU; STONE, 2000; FENG; STONE, 2003; SHERSTOV; STONE, 2004; SUBRAMANIAN et al., 2006; KENDALL; SU, 2003a; NEVMYVAKA; KEARNS, 2006; FENG; JO, 2003). Pode-se perceber uma predominância do grupo mono-ativo. A razão deste fato, torna-se mais clara ao se agrupar os trabalhos em relação aos **objetivos do agente** (ou da sociedade multiagentes): maximização de retorno (DECKER et al., 1997; LUO; DAVIS, 2002, 2000; KEARNS; ORTIZ, 2003; YU; STONE, 2000; FENG; STONE, 2003; SHERSTOV; STONE, 2004; SUBRAMANIAN et al., 2006; KENDALL; SU, 2003a; NEVMYVAKA; KEARNS, 2006; FENG; JO, 2003), minimização de risco (sem trabalhos conhecidos) ou uma solução de compromisso entre risco e retorno (KENDALL; SU, 2005; CASTRO; SICHMAN, 2007).

Através da classificação quanto aos objetivos, é possível perceber uma maior preocupação em aumentar o retorno, do que em diminuir riscos. Isto é em parte explicável, porque eliminar risco significa simplesmente não investir em ativos de risco, mas em títulos de renda fixa emitidos por países considerados altamente confiáveis (p.ex. os títulos do tesouro americano) e a estratégia de investimento limita-se a comprar e manter os títulos por todo o período de investimento. Todavia, não é razoável imaginar que os investidores poderiam ser divididos entre aqueles que não aceitam risco algum e outros que aceitam qualquer risco desde que traga um retorno maior. Esta foi uma das principais motivações deste trabalho e a arquitetura COAST, detalhada no capítulo 5,

propõe um modelo de investidor capaz de representar perfis distintos.

Outra forma de classificar estes trabalhos seria quanto a abordagem para a determinação das ordens de compra e venda: análise técnica ou análise fundamentalista, conforme discutido na seção 3.3.2. Entretanto, a classificação não se mostraria útil, pois todos os trabalhos citados usam direta ou indiretamente abordagens baseadas em análise técnica. Tal preferência pela utilização da análise técnica é explicável devido a alguns características da análise fundamentalista: (i) esta exige conhecimentos aprofundados em finanças, ao contrário da análise técnica, (ii) é adequada para decisões de investimento de médio e longo prazo sendo pouco útil em operações de curto prazo, como operações de compra e venda em um mesmo dia, (iii) a modelagem de métodos baseados em análise fundamentalista é mais complexa e envolve avaliações subjetivas da empresa, do setor a qual pertence e do próprio ambiente macroeconômico.

3.6.1 Trabalhos Relacionados

A seguir, são descritos sucintamente alguns trabalhos representativos de cada uma das classificações citadas anteriormente.

3.6.1.1 SSMM - *Simulated Stock Market Model*

O sistema SSMM (KENDALL; SU, 2003a) apresenta um modelo de aprendizagem individual e social para otimização de problemas em ambientes dinâmicos com informação imperfeita. Utiliza-se o mercado de capitais como ambiente de testes para o sistema. A aprendizagem individual é baseada em redes neurais, enquanto a aprendizagem social é feita por compartilhamento de informações entre os agentes, através de um repositório central de estratégias que podem ser adotadas por eles. O sistema trabalha com apenas um ativo e não há controle de risco, apenas a busca da maximização do retorno esperado.

3.6.1.2 Agente RL

Este trabalho (SHERSTOV; STONE, 2004) que utiliza como plataforma o simulador chamado de PXS (*"Penn Exchange Simulator"*) descreve três agentes para administração automatizada de ativos. Os dados de cotações utilizados são oriundos da bolsa Nasdaq e são mesclados com as ordens criadas pelos agentes. As abordagens utilizadas são baseadas em aprendizado por reforço (RL) com predição de preço através de regressão em séries históricas e em uma técnica oriunda de mercado de capitais conhecida como *"Market Making"*, que simplificadamente consiste em explorar diferenças de preços de

compra e venda. Os três agentes foram implementados e testados competindo entre si e contra outros agentes com estratégia fixa. O agente "*Market Making*" foi vencedor de uma competição promovida pelo projeto PLAT (KEARNS; ORTIZ, 2003) em 2003. Os agentes baseados em RL apresentaram resultados bastante interessantes inclusive superando o agente "*Market Making*" em condições específicas de mercado. Neste trabalho, cada agente trabalha exclusivamente com um ativo e busca maximizar o retorno em sua atuação.

3.6.1.3 Warren

O sistema Warren (DECKER et al., 1997)⁵ baseado em sistemas multiagentes, pode operar com vários ativos simultaneamente e dedica-se à maximização de retorno financeiro para seu proprietário. Os autores propõem uma infra-estrutura multiagente batizada de RETSINA (*Reusable Task Structure-based Intelligent Network Agents*). Há três tipos de agentes na infra-estrutura: agentes de interface, responsáveis pela interação com o usuário; agentes de tarefas que são responsáveis por formular planos para a solução de problemas e agentes de informação que são responsáveis por fornecer acesso a diferentes fontes de dados aos demais agentes.

3.6.1.4 MASST - *Multi-Agent Framework for Stock Trading*

O MASST (LUO; DAVIS, 2002) consiste em uma infra-estrutura para troca de informação e conhecimento para apoiar a resolução distribuído de problemas no contexto da negociação de ativos. As principais questões abordadas são: (1) Como um agente individual deve se interconectar para que suas capacidades sejam eficientemente utilizadas, de modo a fazer suas metas serem alcançadas; (2) Como a transferência de informação e conhecimento pode ocorrer entre os agentes, para permitir-lhes responder adequadamente a demandas do usuário e a mudanças no ambiente. O MASST é descrito como sendo composto por um conjunto de agentes especializados, entre eles um agente coordenador. Os agentes MASST podem transferir entre si fatos, comandos e regras. Conhecimento pode ser transferido entre os agentes através da combinação da transferência de fatos, regras e comandos. O MASST é capaz de trabalhar com vários ativos e objetiva a maximização de retorno em sua atuação.

3.6.1.5 PSO - *Particle Swarm Optimization*

Em (KENDALL; SU, 2005), os autores do sistema PSO (*Particle Swarm Optimization*)

⁵Nomeado em referência ao famoso investidor Warren Buffet.

propõem o uso da técnica de inteligência de enxame (*swarm*) para a determinação do portfólio ótimo, isto é, determina-se os ativos e seus pesos relativos com o maior índice de Sharpe possível. O sistema utiliza vários ativos e busca maximizar a relação entre retorno médio e risco. De fato, este é um dos poucos trabalhos em administração automatizada de ativos que busca controlar também risco, porém supõe implicitamente que o investidor terá como objetivo a maximização do índice de Sharpe associado.

3.6.2 Análise Comparativa

Tendo em vista a descrição dos trabalhos na seção anterior pode-se perceber que poucos trabalhos (KENDALL; SU, 2005; CASTRO; SICHMAN, 2007) abordam a questão da minimização do risco e o fazem através da adoção do índice de Sharpe. Não se conhece um sistema automatizado que para, dado um nível máximo de risco aceitável, busque a maximização do retorno obedecendo à tal restrição de risco. Além disto, nenhum trabalho apresenta um modelo explícito de investidor. Cada trabalho assume como pressuposto um perfil de investidor pré-determinado, interessado em maximização do retorno (mesmo à custa de maior risco) ou um investidor interessado no portfólio com maior índice de Sharpe. A tabela 1 apresenta uma classificação dos trabalhos analisados.

Trabalho	Técnica	Número de Ativos	Objetivo
SSMM	Redes Neurais	monoativo	retorno
Agente RL	RL	monoativo	retorno
Warren	multiagentes	multiativo	retorno
MASST	multiagente	multiativo	retorno
PSO	SWARM	multiativo	risco e retorno (Sharpe)

Tabela 1: Classificação dos trabalhos selecionados de administração automatizada de ativos

Ao avaliar trabalhos em administração automatizadas de ativos (ou portfólio), o leitor irá deparar-se com as mais variadas bases de dados sendo utilizadas para validação ou avaliação dos modelos propostos, desde cotações reais de ações na Bolsa Eletrônica Nasdaq (KEARNS; ORTIZ, 2003; SHERSTOV; STONE, 2004), ações de petrolíferas na Bolsa de Londres (KENDALL; SU, 2003b), índices de ações de vários países (KENDALL; SU, 2005). Além de variações em quais ativos são analisados, os períodos também variam enormemente. Utilizam-se dados diários de fechamento (abertura ou médios) dos pregões em alguns trabalhos, enquanto outros preferem utilizar dados de cotação dentro de um mesmo dia (KEARNS; ORTIZ, 2003; NEVMYVAKA; KEARNS, 2006) com intervalos pré-determinados entre as cotações, tipicamente de 5 minutos a alguns segundos. Embora as escolhas em termos de ativos e natureza temporal dos dados não

criem limitações conceituais (por exemplo, uma estratégia que funciona bem para um determinado ativo pode funcionar bem para um outro), trazem alguns perigos que devem ser considerados pelo pesquisador, a saber:

- **Relevância da base de dados:** criar uma estratégia de compra e venda de ativos para uma base de dados conhecida é trivial: resume-se a comprar nos momentos de baixa e vender nos momentos de alta. Entretanto, projetar um sistema automatizado tendo como parâmetro de avaliação uma base de dados pequena ou fixa embute um risco, que é criar um sistema que tem bom desempenho apenas naquela base específica. Isto pode ocorrer mesmo com a boa fé do projetista, caso este considere uma base de dados pequena como representativa e otimize seu sistema para trabalhar naquela base em particular. Embora seja difícil de estabelecer formalmente o que seria uma base de dados representativa, pode-se tomar como parâmetro o período em que investidores humanos mantêm suas aplicações, variando de alguns meses até chegar a algumas décadas.
- **Administração automatizada em longo prazo e em curto prazo:** Há diferenças conceituais entre a administração em curto prazo e longo prazo, pois embora pareça claro que em longo prazo os preços dos ativos financeiros convergem para seus valores intrínsecos (ver capítulo 3), o mesmo não ocorre em curto prazo. Isto pode levar a diferentes abordagens em cada uma das duas situações.

3.7 Conclusões

Neste capítulo, apresentou-se uma pequena introdução dos principais conceitos de teoria de finanças, em especial a teoria moderna de portfólio e de mercados capitais relevantes a este trabalho. Através da análise comparativa de trabalhos mostrada na tabela 1, pode-se observar que dentre os trabalhos representativos analisadas não existem sistemas baseados em múltiplos agentes que tratem vários ativos e que simultaneamente considerem risco e retorno como parâmetros importantes para o desenvolvimento de sistemas autônomos de administração de ativos. As arquiteturas CTCS e COAST propostas neste trabalho e descritas respectivamente nos capítulos 4 e 5 visam realizar uma administração ativa de portfólio, que possam levar em conta também o risco associado a um portfólio.

Parte II

Arquiteturas Baseadas em Agentes Competitivos

4 Arquitetura CTCS

Na seção 4.1, são identificadas algumas características teóricas interessantes de sistemas multiagentes competitivos e definidos formalmente os principais conceitos envolvidos. Em seguida, é detalhada a arquitetura CTCS (*Coach, Traders and Conflict Solver* (CASTRO; SICHMAN, 2007)). Trata-se de um dos primeiros trabalhos a tentar explorar a atuação conjunta de operadores competitivos para minimizar riscos, enquanto tenta obter melhores retornos. Apresenta-se uma visão geral desta arquitetura na seção 4.2, descrevem-se seus principais componentes na seção 4.3. Finalmente na seção 7.3.3, avalia-se de modo crítico a arquitetura proposta, identifica-se seus pontos fracos e soluções são sugeridas para tais problemas.

4.1 Formalização de Conceitos

Apresenta-se nesta seção uma formalização do conjunto de definições importantes para a explanação do trabalho e que serão utilizados ao longo deste. Além disso, são demonstradas algumas características teóricas relevantes para sistemas multiagentes competitivos aplicados a mercados financeiros.

- S : conjunto dos possíveis estados do ambiente sob o qual atuam os agentes.
- ϕ : Conjunto ordenado dos ativos financeiros existentes no ambiente. A expressão ϕ_i representa um identificador específico de um ativo. O conjunto ϕ é composto por todos os N identificadores possíveis, $\phi = \{ \phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n \}$.
- $\text{Price}(\phi_i, t)$: Função que especifica o preço do ativo ϕ_i no tempo t . Considera-se que os preços serão sempre positivos, isto é $\text{Price}(\phi_i, t) \in \mathbb{R}_+^*$.
- A : conjunto de todos os agentes operadores de um sistema. Um agente operador é uma entidade de software capaz de comprar e vender ativos financeiros de modo autônomo. Aponta-se um operador através da expressão A_i , onde i representa um número identificador do operador. Um agente operador é definido por uma tupla $\langle \mu_i, \phi_i, \omega_i \rangle$ em que μ_i é uma estratégia de atuação (μ_i), ϕ_i é um ativo a

ser administrado e ω_i é o conjunto de recursos sob responsabilidade do operador i .

- θ_i : ordem dada por um agente operador A_i , escolhida dentro de um conjunto de ordens possíveis θ . Uma ordem é definida por uma tupla $\langle \phi_i, q, y \rangle$ onde ϕ_i corresponde ao ativo alvo, $q \in \mathfrak{R}_+$ define uma quantidade de unidades do ativo a ser transacionada, e o tipo de transação $y \in (\text{compra}, \text{venda})$. Um caso particular de ordem, a ordem limitada $\tilde{\theta}_i$ é definida pela tupla $\langle \phi_i, q, y, p \rangle$, onde um preço limite $p \in \mathfrak{R}_+^*$, funciona como um preço máximo numa ordem de compra e preço mínimo numa ordem de venda.
- μ : função $\mu : S \times H(S) \rightarrow \theta$ que define uma estratégia de análise de um agente operador. μ determina uma ação a ser adotada ((θ_i)) pelo agente i , dado o estado atual e histórico de estados $H(S)$ do ambiente.
- M : sociedade composta por vários agentes operadores que atuam para um mesmo proprietário e obedecem a uma função de utilidade P . Denota-se que um agente A_i pertence a uma determinada sociedade M por $A_i \in M$.
- ω_i : conjunto dos recursos controlados por um agente operador A_i . É definido como uma tupla $\omega_i = \langle m_i, \omega_i^1, \omega_i^2, \dots, \omega_i^n \rangle$, onde $m_i \in \mathfrak{R}_+^*$ representa a quantia em dinheiro maior que zero alocada ao agente A_i . A expressão ω_i^j representa o número de ações (*shares*) do ativo identificado por ϕ_j mantidas correntemente pelo agente A_i ($\omega_i^j \in N$). Pode-se identificar os recursos mantidos pelo agente A_i no tempo t pela expressão $\omega_i(t)$. Sem a referência de tempo explícita, admite-se que a referência é feita aos recursos mantidos pelo agente no tempo corrente. O conjunto de todos os recursos dos agentes de uma sociedade é definido como $\omega = \{ \omega_1, \dots, \omega_i \} \forall i \in A$.
- $V(\omega_i, t)$: função em $\mathfrak{R}_+^*$ que especifica o valor no tempo t dos recursos do agente A_i , conforme a equação 4.1.

$$V(\omega_i, t) = m_i + \sum_{j \in \phi} \text{Price}(\phi_i, t) * \omega_i^j \quad (4.1)$$

- $V(\omega, t)$: função que informa o valor no tempo t dos recursos de uma sociedade M . É expressa pela equação 4.2.

$$V(\omega, t) = \sum_{i \in M} V(\omega_i, t) \quad (4.2)$$

- $R(\omega_i, t)$: retorno financeiro de um agente A_i no instante t é uma função com imagem em $\mathfrak{R}$. Corresponde ao ganho percentual do agente em relação ao instante

anterior. É definido formalmente pela equação 4.3.

$$R(\omega_i, t) = \frac{V(\omega_i, t) - V(\omega_i, t-1)}{V(\omega_i, t-1)} \quad (4.3)$$

- $K(\omega_i, t)$: risco de um agente A_i no instante t . É definido como o desvio padrão dos retornos de um agente do instante inicial até o instante t . Tal definição é de uso comum em finanças. Para uma discussão sobre formas de medir riscos, ver seção 3.2.1. Formalmente, o risco de um agente é definido pela equação 4.4. A imagem da função risco pertence ao conjunto $\Re$. O risco médio ($\bar{R}$) pode ser calculado através da fórmula 4.5

$$K(\omega_i, t) = \sqrt{\frac{1}{N-1} * \sum_{t=1}^N (R(\omega_i, t) - \bar{R}(\omega_i))^2} \quad (4.4)$$

$$\bar{R}(\omega_i) = \frac{1}{N} * \sum_{t=1}^N R(\omega_i, t) \quad (4.5)$$

- $P_T(A_i)$: função de utilidade que mede o desempenho de um agente operador em determinado período T , permitindo a comparação entre desempenhos de agentes distintos, a medida que números maiores representam melhor desempenho. Os agentes têm como objetivo maximizar tal função e são avaliados pelos demais e por si mesmos através dela. Denota-se por $P_{t_1}^{t_2}(A_i)$ o desempenho do operador A_i no intervalo de tempo $[t_1, t_2]$. A expressão $P_T(A_i)$ corresponde, ao desempenho do agente A_i no período $[t_{atual} - T, t_{atual}]$. É possível definir uma função de utilidade P com base na premissa de que os agentes operadores buscam maximizar seu retorno financeiro tal como definido na equação 4.3. Desta forma, optou-se por definir a função de utilidade P para um agente operador como explicitado na equação 4.6.

$$P_{t_1}^{t_2}(A_i) = \frac{V(\omega_i, t_2) - V(\omega_i, t_1)}{V(\omega_i, t_1)} \quad (4.6)$$

Considera-se que um operador inicia sempre com recursos não nulos e que os ativos não podem assumir preço zero, logo $\forall i, \forall t, V(\omega_i, t) > 0$ e $V(\omega, t) > 0$. Analogamente, pode-se definir para uma sociedade M a função de utilidade $P_{t_1}^{t_2}(M)$:

$$P_{t_1}^{t_2}(M) = \frac{V(\omega, t_2) - V(\omega, t_1)}{V(\omega, t_1)} \quad (4.7)$$

A classe de problemas alvo pode ser definida formalmente então como um conjunto de problemas onde o tempo está no intervalo $[t_0, \infty]$ e **não** há uma estratégia com desempenho superior as demais em todos os intervalos de tempo. Formalmente:

$$\forall A_i, \exists (A_j, T), T = [t_1, t_2] \rightarrow P_T(A_j) > P_T(A_i) \quad (4.8)$$

Dentro desta classe de problemas valem as seguintes hipóteses sobre as estratégias de atuação disponíveis e que serão usadas no decorrer deste trabalho:

- **Desempenho inconstante no tempo:** Uma estratégia com bom desempenho atualmente pode apresentar mau desempenho no futuro, e vice-versa, devido a mudanças no mercado.
- **Desempenho inconstante em ativo:** Uma estratégia com bom desempenho em um determinado ativo ϕ_x pode ter desempenho sofrível em outro ativo, no mesmo intervalo de tempo.

Um dos problemas que pertencem a esta classe é exatamente a atuação em mercados financeiros. Neste domínio, além das características citadas anteriormente, pode-se afirmar que não há meio plenamente confiável para predizer o comportamento do ambiente (mercado, ou mesmo de um ativo específico) e conseqüentemente não se pode prever com exatidão o comportamento de cada estratégia ou qual delas terá melhor desempenho. Entretanto, as mudanças no desempenho não ocorrem de forma abrupta, mas de modo relativamente lento (alguns minutos) para os computadores atuais. Isto nos leva a tentar explorar a **atuação simultânea** de várias estratégias.

O uso de um conjunto de agentes com diferentes estratégias trabalhando juntos, não garante **obrigatoriamente** um desempenho melhor para o sistema. Entretanto, é possível obter um desempenho melhor do que o desempenho do melhor agente. Por outro lado, desempenho do sistema também não tem como limite inferior o desempenho do pior agente, podendo ser ainda pior que este. Estes fatos são demonstrados a seguir.

Teorema 2: O desempenho de uma sociedade M pode ser melhor em um determinado período de avaliação do que o desempenho do agente A_n melhor avaliado no mesmo período.

Demonstração: Seja M uma sociedade com agentes operadores $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$, e um período de avaliação do sistema $T = [t_a, t_d]$. Sem perda de generalidade, pode-se escrever: que $P_T(A_1) \leq P_T(A_2) \leq \dots P_T(A_n)$.

Pela definição de $P_T(M)$, caso todos os recursos de M fossem alocados exclusivamente para um determinado agente A_x no período T , então $V(\omega_n, t) = V(\omega, t)$, logo:

$$P_T(M) = P_T(A_x) \quad (4.9)$$

Para qualquer sistema M em um ambiente multiagente complexo tal como descrito, vale a equação 4.7 e considerando intervalo subsequentes $[t_a, t_b]$ e $[t_b, t_c]$ pode-se

afirmar:

$$P_{t_a}^{t_c}(M) = \frac{V(\omega, t_c)}{V(\omega, t_a)} - 1 = \left(\frac{V(\omega, t_b)}{V(\omega, t_a)} - 1 + 1 \right) \left(\frac{V(\omega, t_c)}{V(\omega, t_b)} - 1 + 1 \right) - 1 = (P_{t_a}^{t_b} + 1) * (P_{t_b}^{t_c} + 1) - 1 \quad (4.10)$$

Logo, considerando um período $[t_b, t_c]$ qualquer contido no período de avaliação T , isto é $[t_b, t_c] \subset [t_a, t_d] = T$. Pode-se deduzir:

$$P_T(M) = (P_{t_a}^{t_b}(M) + 1) * (P_{t_b}^{t_c}(M) + 1) * (P_{t_c}^{t_d}(M) + 1) - 1 \quad (4.11)$$

Com base na expressão 4.8, pode-se considerar por hipótese a existência de um intervalo $[t_b, t_c]$, no qual o agente A_x tenha o melhor desempenho entre todos os agentes, embora seu desempenho no período total $[t_a, t_d]$ seja menor que o operador A_n . Então, pode-se afirmar que $P_{t_b}^{t_c}(A_x) > P_{t_b}^{t_c}(A_n)$. Caso todos os recursos fossem alocados ao operador A_x no período $[t_b, t_c]$, então de acordo com a equação 4.9 têm-se $P_{t_b}^{t_c}(M) = P_{t_b}^{t_c}(A_x)$. De modo análogo, caso nos intervalos $[t_a, t_b]$ e $[t_c, t_d]$ todos os recursos alocados estivessem alocados ao operador A_n , então: $P_{t_a}^{t_b}(M) = P_{t_a}^{t_b}(A_n)$ e $P_{t_c}^{t_d}(M) = P_{t_c}^{t_d}(A_n)$. Substituindo estas expressões para $P_{t_b}^{t_c}(M)$, $P_{t_a}^{t_b}(M)$ e $P_{t_c}^{t_d}(M)$ na equação 4.11, tem-se:

a:1 b:3 c:4 d:2

$$P_T(M) = (P_{t_a}^{t_b}(A_n) + 1) * (P_{t_b}^{t_c}(A_x) + 1) * (P_{t_c}^{t_d}(A_n) + 1) - 1 \quad (4.12)$$

mas como:

$$P_{t_b}^{t_c}(A_x) > P_{t_b}^{t_c}(A_n) \quad (4.13)$$

pode-se deduzir que:

$$P_T(M) > (P_{t_a}^{t_b}(A_n) + 1) * (P_{t_b}^{t_c}(A_n) + 1) * (P_{t_c}^{t_d}(A_n) + 1) - 1 = P_T(A_n) \quad (4.14)$$

Neste caso, a sociedade M construída da forma indicada tem desempenho melhor que seu agente operador com melhor desempenho (A_n) no mesmo período. Isto demonstra que o desempenho do sistema em um determinado período de avaliação pode ser melhor que o desempenho do agente melhor avaliado no mesmo período. De modo análogo, pode-se demonstrar que o desempenho do sistema em um determinado período de avaliação pode ser pior que o desempenho do agente pior avaliado no mesmo período.

Fim da Demonstração.

4.2 Visão Geral

4.2.1 Estrutura

A arquitetura CTCS é composta por três classes de agentes: **coordenador** (*coach*), **operador** (*trader*) e **solucionador de conflitos** (*conflict solver*) conforme apresentado na figura 4. Os agentes utilizam dois serviços auxiliares: um especializado na transferência de ordens para o sistema da bolsa, chamado de **executor** e o outro chamado de **observador**, que monitora cotações de mercado. Na implementação da arquitetura CTCS, foi utilizado um simulador baseado em cotações reais. Estas funcionalidades foram implementadas como serviços independentes auxiliares para facilitar a eventual migração para outros sistemas simuladores de mercados virtuais ou mesmo sistemas reais de bolsas de valores. Na figura 4, círculos representam agentes operadores. O agente coordenadores e o solucionador de conflitos são representados por retângulos cinzas, enquanto os retângulos brancos indicam os serviços auxiliares, observador e executor.

O agente operador define uma ordem de compra ou venda a cada ciclo de execução, inclusive a chamada ordem nula, isto é, não realizar operação alguma de compra ou venda. Tais ordens são definidas de modo autônomo: não há interferência dos agentes coordenadores neste processo. O coordenador avalia o desempenho de cada operador e aloca recursos (dinheiro e/ou ativos) entre os operadores. Tal alocação pode ser alterada em qualquer ciclo de execução, através de transferência entre dois operadores. O coordenador nunca mantém recursos junto a si, apenas transfere entre operadores, que são os únicos capazes de realizar operações de compra ou venda. Para evitar distorções nas avaliações devido às realocações, após participar de uma realocação cada agente operador entra em um período de quarentena, durante o qual não participará de realocações. O terceiro tipo de agente, o solucionador de conflitos pode eliminar ordens de operadores que conflitem com outras ordens. Devido ao fato dos operadores decidirem de modo independente, podem ocorrer inconsistências entre as ordens de dois operadores distintos. Por exemplo, um operador submete uma ordem para vender um determinado ativo, enquanto outro envia ordem para comprar o mesmo ativo. O solucionador de conflitos identifica este tipo de situação e elimina o conflito, tal como descrito na seção 4.3.3.

4.2.2 Funcionamento

A seqüência de ações dos agentes e serviços auxiliares é cíclica e determinada pelo mecanismo de simulação de acordo com a seguinte ordenação:

Figura 4: Arquitetura CTCS. Figura adaptada de (CASTRO; SICHMAN, 2007)

1. O **observador** obtém as cotações mais atuais disponíveis;
2. O **coordenador** avalia os operadores e realoca os recursos de acordo com tal avaliação. Inicialmente, há uma alocação pré-definida e todos os agentes iniciam um período de quarentena, para permitir que o coordenador tenha condições para avaliá-los antes da primeira realocação;
3. Os **operadores** realizam suas análises individualmente e submetem suas ordens à execução. Como são independentes, a execução dos operadores pode ser feita em paralelo, o que possibilita a redução do tempo de ciclo;
4. O agente **solucionador de conflitos** elimina possíveis conflitos entre ordens de agentes operadores;
5. O **executor** envia as ordens já livres de conflitos para a execução no simulador de sistema de bolsa de valores e recebe o resultado da execução destas ordens.

Uma sociedade CTCS é composta por um número de agentes operadores definido pelo produto do número de estratégias utilizadas pelo número de ativos administrados, além de um agente coordenador e um agente solucionador de conflitos por sociedade. Apesar do fato de cada operador ser capaz de lidar com apenas um único ativo financeiro e seguindo uma única estratégia pré-determinada, como mostra a figura 5, a sociedade é capaz de administrar vários ativos e explorar a complementaridade entre ativos e estratégias, através da competição entre operadores e do trabalho do coordenador em realocar recursos para os operadores mais bem sucedidos. A atuação da sociedade em administrar o portfólio de ativos é função da atuação de cada operador, ponderado pelos recursos alocados a este agente. Desta forma, as realocações podem

Figura 5: Agentes operadores e coordenador em uma arquitetura CTCS considerando três estratégias de atuação (μ_1 , μ_2 , μ_3) e três ativos (ϕ_1 , ϕ_2 , ϕ_3) a serem administrados.

mudar a atuação da sociedade e conseqüentemente seu desempenho. Cada operador adota sua própria estratégia para determinar suas ordens e é especializado em um ativo financeiro, destaca-se a necessidade do par estratégia e ativo para a definição de um operador na figura 5. Nas seções seguintes são descritos os agentes operador, coordenador e solucionador de conflitos.

4.3 Classes de Agentes

Como já dito anteriormente, existem três classes de agentes na arquitetura CTCS: operador, coordenador e solucionador de conflitos. Apresentam-se ainda dois serviços auxiliares utilizados pelos agentes, porém demasiadamente simples para serem classificados como tais.

4.3.1 Operadores

Seguindo uma determinada estratégia, operadores são capazes de definir ordens de compra ou venda para um *ativo específico*. Sua meta é obter o maior retorno possível operando com o ativo pré-determinado. O resultado destas ordens será avaliado pelo coordenador. Cada operador recebe inicialmente uma certa quantia em dinheiro

Figura 6: Ciclo de vida de um agente operador na arquitetura CTCS

para administrar e uma quantia em unidades do ativo com o qual irá operar. Estas quantidades são alteradas pelas operações de compra e venda determinadas pelo próprio operador, pela flutuação do preço do ativo no mercado, além das operações de realocação determinadas pelo coordenador. O ciclo de vida de um agente operador é explicitado na figura 6.

A arquitetura CTCS utiliza operadores com estratégias baseadas em conceitos de análise técnica. Castro e Sichman (CASTRO; SICHMAN, 2007) apresentam cinco estratégias oriundas de trabalhos em análise técnica (**Índice de Força Relativa (IFR)**, indicador **Stochastic**, **Médias Móveis (MA)**, **Moving Average Convergence/Divergence (MACD)** e **Price Oscillator**), as quais estão descritas em detalhes na seção 3.3.2.1. Tais estratégias foram implementadas em agentes operadores da arquitetura CTCS de modo bastante simples. Entretanto, em alguns casos é preciso converter uma interpretação gráfica para algo que possa ser feito apenas com uma análise numérica. Isto

ocorre com as estratégias MA, MACD e *price oscillator*. No caso de médias móveis MA e MACD, a determinação de tendências foi feita com base no sinal do coeficiente angular (positivo ou negativo) da linha determinada por regressão linear da séries históricas de preços na segunda metade do período de observação. Na estratégia *price oscillator*, utilizou-se médias móveis de 10 e 30 dias e o mesmo método para determinação de tendência usado para as estratégias MA e MACD.

4.3.2 Coordenador

Os principais trabalhos do agente coordenador são *avaliar* cada agente operador e *alocar* mais recursos aos melhores operadores para aumentar o desempenho da sociedade. A avaliação individual de cada operador é feita com base em seu retorno e risco e permite que a sociedade beneficie-se da competição entre os agentes operadores por recursos. O ciclo de vida de um agente coordenador tem 7 fases que estão descritas na figura 7. Os processos principais (avaliar agentes e alocar recursos) são descritos nas subseções seguintes.

4.3.2.1 Avaliação de Operadores

A avaliação do desempenho de um operador é um problema comum na área de finanças, onde naturalmente tais avaliações se referem ao desempenho de operadores humanos. Não existe razão, entretanto, para criar novos modos de avaliar desempenho quando se trata de agentes de software que negociam ativos financeiros. Assim, buscou-se selecionar métodos de avaliação utilizados na área de finanças. Entre vários métodos encontrados, um dos mais utilizados é o índice de Sharpe (SHARPE, 1994). Por simplicidade, considerou-se o retorno do ativo livre de risco como sendo igual a zero. Para cada operador A_i , há um retorno R_i que representa seu retorno em um determinado ciclo de operação i . Desta forma, pode-se calcular o índice de Sharpe para um determinado agente e período de 1 até N como apresentado na equação 4.15:

$$SharpeIndex = \frac{\bar{R} - r_f}{\sigma} \quad (4.15)$$

onde:

$$\bar{R} = \frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N R_i \quad (4.16)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} * \sum_{i=1}^N (R_i - \bar{R})^2} \quad (4.17)$$

O desempenho de um agente (A_i) é definido com base no seu índice de Sharpe de

Figura 7: Ciclo de vida do agente coordenador na arquitetura CTCS

acordo com a equação 4.18:

$$P(A_i) = \frac{Sharpe(A_i) - Min_Sharpe(A)}{Max_Sharpe(A) - Min_Sharpe(A)} \quad (4.18)$$

Esta avaliação resulta em um número real no intervalo $[0,1]$. Define-se a expressão $Min_Sharpe(A)$ como o menor índice de Sharpe (IS) entre todos os agentes operadores (pode ser inclusive um número negativo) e $Max_Sharpe(A)$ como o maior índice de Sharpe entre todos os operadores. A expressão $Sharpe(A_i)$ representa a avaliação de risco do agente, operador alvo A_i para o período de avaliação definido. Este período de avaliação é menor ou igual ao período de quarentena, como discutido a seguir, para evitar distorções na avaliação geradas por realocações.

4.3.2.2 Realocação de Recursos entre Operadores

A realocação é baseada na avaliação de desempenho dos operadores e tem como objetivo transferir recursos de operadores com desempenhos ruins para outros com melhor desempenho. Uma preocupação no mecanismo de realocação é tornar o processo rápido o bastante para adaptar o sistema a mudanças no mercado. Por outro lado, quando realocações ocorrem muito rapidamente, a sociedade pode apresentar um comportamento errático. Na arquitetura CTCS, tal velocidade é controlado através de dois parâmetros, o **período de quarentena** e uma **constante de calibração de transferência de recursos**, descritos mais adiante.

Outra questão relevante, embora mais simples, é evitar que o processo de realocação interfira na avaliação dos operadores. Isto pode ocorrer porque a avaliação do coordenador é impactada pela variação do valor dos ativos administrados pelo agente operador. Como este valor é alterado em uma realocação, a avaliação não pode considerar isto como fruto do desempenho do agente. Tal problema é evitado através da criação do conceito de quarentena para agentes operadores. Após cada realocação, os operadores envolvidos, seja recebendo ou perdendo recursos, são colocados em um período de quarentena. Durante tal período, o desempenho do operador pode continuar a ser avaliado, mas ele não participa de realocações seja como fonte ou destino de recursos. O período de quarentena é definido como sendo maior ou igual ao período de avaliação e assim, como tal, é um parâmetro do agente coordenador. Desta forma, quando sair da quarentena um operador não terá sua avaliação influenciada pelo evento da realocação que sofreu anteriormente.

A cada ciclo de operação, após a avaliação dos operadores, o coordenador transfere recursos do operador com pior desempenho(A_a) para aquele com melhor desempenho(A_b), excetuando aqueles em quarentena. A quantia em dinheiro e em ativo (recursos) são

proporcionais a diferença de desempenho entre tais agentes de acordo com a equação 4.19:

$$Reallocated_Res = Res(A_a) * \lambda * \frac{P(A_b) - P(A_a)}{P(A_a)} \quad (4.19)$$

Quando A_a e A_b operam com o mesmo ativo, o coordenador transfere não apenas dinheiro, mas também um certo número de títulos do ativo definido por uma equação análoga a equação 4.19. O símbolo λ representa a constante de calibração de transferência de recursos e é utilizada para tornar a sociedade mais rápida ou mais lenta em sua adaptação. A função P usada na equação 4.19 é o desempenho do agente alvo medido pelo coordenador, conforme apresentado na equação 4.18.

4.3.3 Solucionador de Conflito

O agente solucionador de conflitos analisa e elimina ordens inconsistentes oriundas dos operadores. Por exemplo, considere que um operador A_a emite uma ordem para vender K unidades do ativo ϕ_x , no mesmo ciclo em que o operador A_b emite uma ordem para comprar K unidades do mesmo ativo ϕ_x . Isto ocorre quando A_a acredita que o preço do ativo ϕ_x vai cair, enquanto A_b acredita no oposto. Como os operadores podem utilizar estratégias distintas, podem perfeitamente terem expectativas distintas sobre um mesmo ativo. O problema é que caso tais ordens sejam enviadas para a bolsa, isso irá gerar além de custos de transações desnecessários, uma situação no mínimo estranha: um investidor (proprietário da sociedade CTCS) vendendo algo para si mesmo. Tal situação é evitada pelo solucionador de conflitos. Este agente transfere as K unidades do ativo ϕ_x do operador A_a para o operador A_b e transfere entre os mesmos operadores, em sentido inverso, a quantia em dinheiro equivalente ao produto de K pelo preço corrente do ativo ϕ_x no mercado. Caso as ordens de compra e venda em conflito não definam o mesmo número de unidades, por exemplo A_a define K_1 unidades e A_b define K_2 unidades, o agente CS faz a transferência pelo menor número de unidades $\text{Min}(K_1, K_2)$. Caso $K_1 > K_2$, elimina-se a ordem de venda e mantém uma ordem de compra para $(K_1 - K_2)$ unidades. No caso oposto quando $K_1 < K_2$, elimina-se a ordem de compra e mantém-se uma ordem de venda para $(K_2 - K_1)$ unidades. Desta forma, permite-se que todos os agentes sigam suas estratégias, mas evitam-se custos desnecessários à sociedade.

4.3.4 Serviços Auxiliares

Na arquitetura CTCS, a sociedade utiliza dois serviços auxiliares. O primeiro prove um

Figura 8: Exemplo de sociedade CTCS para operação e suas comunicações com os serviços auxiliares

meio para executar ordens de compra ou venda no sistema da bolsa de valores (simulador) e é chamado de executor. O segundo, chamado de observador, monitora cotações de mercado dos vários ativos de interesse da sociedade e informar aos operadores tais cotações. Optou-se por implementar tais funcionalidades em serviços independentes para facilitar a migração para outros sistemas simuladores ou mesmo sistemas de controle de bolsas de valores reais.

4.3.5 Exemplo de Sociedade CTCS

Na figura 8, apresenta-se um exemplo de sociedade seguindo a arquitetura CTCS (CASTRO; SICHMAN, 2007) considerando um situação onde existem três ativos e três estratégias de ação. Os círculos representam agentes operadores. O agente coordenador é representado pela elipse. Os serviços de execução de ordens (executor) e monitoração de cotações (observador) e o sistema de simulação de bolsa também são apresentados na figura 8. Desta forma, a sociedade conta com nove agentes operadores. Cada um deles utiliza uma estratégia pré-determinada (μ_i) para gerar sugestões de compra ou venda para um ativo pré-determinado (ϕ_i).

O agente coordenador avalia permanentemente os agentes operadores, conforme explicado na seção 4.3.2, através do índice de Sharpe e pode fazer realocações de recursos entre os operadores. Assim, caso ocorra a situação onde um ativo está durante um período considerável (maior ou igual a um período de observação), com retorno negativo ou muito baixo em relação aos demais, o agente coordenador poderá retirar recursos financeiros dos operadores especializados naquele ativo e transferir para outros agentes melhores avaliados. Todos os agentes operadores especializados num

determinado ativo estão representados em uma mesma coluna e todos que utilizam uma mesma estratégia estão representados em uma mesma linha, na figura 8. As transferências de dinheiro ocorrem do agente pior avaliado para o melhor avaliado em toda a sociedade, como descrito na seção 4.3.2. As transferências de ações também ocorrem, mas do pior agente de uma coluna para o melhor agente da mesma coluna, devido ao fato de um agente operador ter capacidade de negociar com apenas um tipo de ativo. O mesmo caso pode ocorrer caso um ativo apresente um risco muito elevado em relação aos demais, pois isto levaria a uma redução do índice de Sharpe dos agentes que operam com aquele ativo, e conseqüentemente a transferência de recursos para operadores melhor avaliados.

De modo análogo, caso uma estratégia de operação produza retornos muito baixos nos agentes que a utilizam, o agente coordenador irá realocar recursos monetários para o agente melhor avaliado da sociedade e da mesma forma, seria determinada uma realocação caso a estratégia leve a riscos elevados de operação. Em qualquer caso (ativos ou estratégias com avaliação deficiente, seja por retorno ou risco ou ambos), o agente coordenador poderá no máximo fazer uma transferência entre dois agentes com ativos distintos e uma transferência entre dois agentes que operam com o mesmo ativo, em um mesmo ciclo de operação. Tal regra é adotada para evitar que a sociedade responda muito rapidamente a eventos que podem ser de curta duração.

4.4 Análise da Arquitetura

A arquitetura CTCS reduz o esforço de projetar e implementar novos agentes operadores, porque o projetista não precisa preocupar-se em obter bom desempenho em qualquer situação de mercado ou com a comunicação com os sistemas de bolsa. Tais problemas são tratados pelo agente coordenador e pelos serviços auxiliares da arquitetura.

O crescimento do número de estratégias causa o rápido crescimento do número de agentes na sociedade, pois cada novo tipo de agente (estratégia) é multiplicado pelo número de ações administradas. Os resultados experimentais obtidos com a arquitetura CTCS são apresentados em detalhes no capítulo 7, entretanto apenas para avaliação do efeito do número de agentes no tempo de um ciclo de simulação pode-se afirmar que no caso com maior número de agentes (452 agentes no grupo de 90 ações, referente a configuração C6 apresentada no capítulo 7), a sociedade foi capaz de completar cada ciclo de simulação em menos de 25 ms. O que caracteriza um bom desempenho, pois associado à abordagem de tempo discretizado e ainda à possibilidade de executar os operadores paralelamente, possibilita o uso de sociedades CTCS em operações *intra-*

diárias, onde o ciclo de simulação seria não um dia, mas alguma fração de minuto.

Por outro lado, a utilização de um único coordenador, apesar de simplificar a arquitetura, traz algumas desvantagens:

- **Ponto único de falha no coordenador:** Apesar dos agentes operadores continuarem a operar sem o funcionamento do coordenador, não seria mais realizada a realocação de recursos e conseqüentemente a sociedade pararia de adaptar-se, restando apenas a adaptação de nível individual.
- **Dificuldade de realizar alocações para uma técnica ou um ativo:** As alocações feitas por um coordenador necessariamente exigem a definição de um agente (técnica e ativo) de origem para um agente destino (técnica e ativo). Desta forma, é possível alocar mais recursos a uma técnica com melhor desempenho e/ou um ativo que esteja em um período de alta. Entretanto, essa alocação é feita de forma pontual pois é feita agente por agente, pois o coordenador não sabe quais os operadores trabalham com mesmo ativo ou estratégia.
- **Dificuldade de operação com pequenos valores:** Caso um operador tenha num determinado instante poucos recursos devido a transferências, ele pode ser impedido de comprar ações neste instante e assim ter seu desempenho prejudicado, mesmo tendo tomado as decisões corretas.
- **Impossibilidade de utilizar simultaneamente duas ou mais estratégias de realocação:** Pode ser interessante utilizar mais de uma estratégia quando não é possível determinar a priori qual seria a melhor estratégia. Com a existência de múltiplos coordenadores, a própria sociedade poderia determinar a melhor estratégia de realocação.
- **Utilização de um modelo implícito de investidor com um único perfil:** Admitese que o investidor sempre busca a eficiência do portfólio, isto é a maximização do índice de Sharpe.

4.5 Conclusões

Neste capítulo, apresentou-se a arquitetura CTCS e seus principais componentes. A arquitetura foi implementada e foram realizados uma série de experimentos, cujos resultados são descritos e analisados no capítulo 7. A arquitetura foi analisada e destacados seus pontos fortes e algumas desvantagens. Com relação às deficiências da arquitetura CTCS, destacam-se a centralização da coordenação em um único agente e a impossibilidade de atender a investidores que não busquem a maximização do índice de Sharpe,

por exemplo, investidores com limites rígidos para nível de risco aceitável. Estas deficiências são tratadas em uma nova arquitetura chamada de COAST, apresentada a seguir.

5 Arquitetura COAST

Este capítulo apresenta a segunda arquitetura baseada em agentes competitivos voltada a administração automatizada de ativos financeiros, denominada de *COmpetitive Agent SocieTy* (COAST), proposta nesta tese. Tal arquitetura foi projetada com o objetivo de manter as principais idéias que nortearam o projeto da arquitetura CTCS, porém introduzindo múltiplos coordenadores em uma mesma sociedade e criando meios eficientes de atender aos requisitos de risco e retornos dos diversos possíveis perfis de investidores. Tais perfis são descritas em um modelo de investidor proposto neste trabalho e descrito na seção 5.1. Na seção 5.2, descreve-se a arquitetura em mais detalhes. O mecanismo de deliberação dos agentes coordenadores é apresentado na seção 5.3 e em seguida, na seção 5.4, descreve-se o mecanismo de negociação adotado por tais agentes para distribuírem os recursos financeiros entre si. Finalmente, são apresentadas algumas considerações sobre a arquitetura.

5.1 Modelo de Investidor

Considera-se no contexto deste trabalho a existência de investidores racionais, aqui entendidos como aqueles investidores que preferem sempre ativos com maior expectativa de retorno e menor risco associado. Logo, ao encontrar dois ativos com mesmo retorno esperado, será escolhido pelo investidor aquele que tem o menor risco. Analogamente, entre dois ativos de mesmo risco será escolhido aquele com maior retorno esperado. Entretanto apesar deste comportamento, é possível identificar subclasses de investidor racional de acordo com suas preferências em relação a suas preferências sobre risco e retorno. Para explicitar possíveis diferenças de comportamento entre investidores e assim permitir um atendimento mais adaptado às suas preferências, propõem-se nesse trabalho quatro perfis de investidor, descritos em seguida:

- **Investidor de risco (máximo) limitado (I1):** Este perfil de investidor determina um nível máximo aceitável de risco. O administrador tem como principal obrigação manter o risco da aplicação menor ou igual ao limite dado pelo investidor. Satisfeito tal requisito, busca-se maximizar o retorno ao mesmo tempo mantendo

o risco abaixo do limite especificado. Como todo investidor racional é averso a risco, não faz sentido existir limite mínimo de risco.

- **Investidor de retorno (mínimo) limitado (I2):** Investidores deste perfil especificam um limite mínimo de retorno. A principal obrigação do administrador é atingir o retorno indicado. Tendo atingido tal objetivo, busca-se minimizar o risco, sempre mantendo o retorno acima do limite especificado. Como todo investidor racional prefere retornos maiores, não faz sentido ter um limite máximo para o retorno. O administrador, entretanto, não buscará retornos acima do limite especificado, o qual se torna o alvo do administrador.
- **Investidor de risco e retornos limitados (I3):** Este perfil engloba os investidores que determinam um retorno mínimo e um risco máximo aceitáveis. Naturalmente, de acordo com a especificação dada e as condições do mercado no qual atua o administrador, pode ser impossível satisfazer tais condições simultaneamente. O administrador procurará sempre aumentar o retorno até chegar ao limite mínimo especificado e simultaneamente procurará reduzir o risco até chegar o limite máximo determinado.
- **Investidor de risco e retorno livres (I4):** Neste perfil, não há especificação de limites nem para risco para retorno. O administrador tem então dois graus de liberdade para agir. Para que o sistema possa atuar é necessário determinar formalmente qual relação entre risco e retorno deve ser otimizada. Embora, algumas relações pudessem ser utilizadas como por exemplo, o índice de Sortino que busca diferenciar riscos causados por variações negativas do risco medido por variações positivas (A.SORTINO; J.FORSEY, 1996), optou-se pela adoção do índice de Sharpe (SHARPE, 1994), por ser uma relação mais conhecida e que foi também adotada no CTCS.

Tais perfis de investidores encontram-se representadas na figura 9. O perfil I4 é atendido pelo ponto no gráfico com maior índice de Sharpe, mas não há uma região delimitada para este perfil ao contrário dos demais. A arquitetura CTCS, descrita no capítulo anterior, é capaz de atender apenas ao perfil de investidor I4, pois adota implicitamente tal perfil de investidor. É interessante observar que os perfis I2 e I3 podem estabelecer objetivos não alcançáveis para um mercado real, ao contrário de I4 que não estabelece limites e I1 que estabelece um risco máximo. Como tipicamente admite-se a existência de um ativo livre de risco como previsto nos trabalhos de Markowitz (mostrado na seção 3.2). O perfil I1 seria atendido na pior das hipóteses pela compra exclusiva do ativo livre de risco. O perfil I4 não especifica limites mínimos ou máximos aceitáveis, apenas especifica a obtenção do portfólio que maximiza o índice de

Figura 9: Perfis de Investidores representados em um gráfico risco versus retorno.

Sharpe. Nos perfis I2 e I3, existe uma definição de limite mínimo de retorno aceitável, se tal retorno for maior que o retorno do ativo de melhor retorno, naturalmente isto tornará o objetivo não alcançável.

Como visto na seção 3.6, a maior parte dos trabalhos em administração automatizada de ativos trabalha com modelos implícitos de investidor que pertencem ao caso de maximização de retorno (perfil I1). Alguns poucos trabalhos, entre os quais está a arquitetura CTCS, utilizam uma relação de risco e retorno a ser otimizada (perfil I4). Entretanto, não foi encontrado na literatura nenhum trabalho que abordasse simultaneamente os diferentes perfis de investidores. A arquitetura COAST seria, portanto, a primeira a conseguir trabalhar com os quatro perfis possíveis de investidor.

Um administrador de ativos de um determinado investidor pode, num determinado momento, ter um de três possíveis objetivos:

- **O1:** minimização de risco,
- **O2:** maximização de retorno,
- **O3:** maximização da eficiência

O objetivo a ser perseguido muda de acordo com o perfil do investidor e a situação do seu portfólio no mercado. Por exemplo, um investidor com risco máximo limitado (I1), ao encontrar-se com risco de portfólio acima do limite irá buscar a minimização de risco. Entretanto, se estiver com nível de risco abaixo do limite buscará a otimização do seu portfólio. Por outro lado, as possíveis situações para o portfólio de um investidor são: risco e retorno dentro dos limites aceitáveis (**S1**); risco acima do aceitável e retorno aceitável (**S2**); risco dentro do limite e retorno abaixo do aceitável (**S3**) e

risco e retorno fora dos limites (**S4**). A combinação completa de perfis versus situações observáveis e o objetivo do investidor para cada combinação são expostos na tabela 2.

Perfil de Investidor	Risco Máximo (I1)	Retorno Mínimo (I2)	Risco e retorno limitados (I3)	Risco e Retorno Livres (I4)
S1:Risco e Retorno Aceitáveis	maximização de retorno (O2)	maximização da eficiência (O3)	maximização da eficiência (O3)	maximização da eficiência (O3)
S2:Risco Alto, Retorno Aceitável	minimização de risco (O1)	Não aplicável	minimização de risco (O1)	maximização da eficiência (O3)
S3:Risco Aceitável, Retorno Baixo	Não aplicável	maximização de retorno (O2)	maximização de retorno (O2)	maximização da eficiência (O3)
S4:Risco Alto, Retorno Baixo	Não aplicável	Não aplicável	maximização da eficiência (O3)	maximização da eficiência (O3)

Tabela 2: Objetivos a serem perseguidos de acordo com a situação observada e perfil do investidor.

Na próxima seção, discute-se uma arquitetura capaz de atender aos quatro perfis de investidores identificados e adotar autonomamente objetivos compatíveis com cada perfil e a situação observada no mercado, de modo a tentar obter os resultados desejados por seu investidor.

5.2 Visão Geral

Na arquitetura COAST, utilizam-se vários agentes coordenadores, cada um deles focado em um determinado ativo. Desta forma, uma sociedade com três ativos e três estratégias teria três agentes coordenadores e nove conselheiros, conforme a figura 10. Os coordenadores são especializados na coordenação do ativo indicado (independentemente da estratégia), fazem realocações entre estes conselheiros (**realocações intra coordenador**) e também trocam informações com os demais coordenadores para definir realocações entre estes agentes (**realocações intercoordenador**). Os conselheiros apresentados na figura 10 verticalmente abaixo de um coordenador são coordenados por este e operam sempre com um mesmo ativo, embora com estratégias distintas.

A arquitetura CTCS, descrita no capítulo 4, é capaz de realizar uma alternância entre estratégias distintas, à medida que um agente coordenador (*coach*) faz realocações

Figura 10: Exemplo de sociedade COAST para operação com três estratégias e três ativos.

entre agentes operadores (*traders*). Entretanto, tais realocações são sempre feitas tendo como base um operador que define uma estratégia e um ativo. Assim, a determinação da dominância de uma estratégia em um período fica prejudicada pela avaliação individualizada por ativo e estratégia simultaneamente. O mesmo ocorre quando há um ativo com retorno superior aos demais. Além disto, a transferência de uma estratégia com mau desempenho para outra superior torna-se mais lenta, porque a cada ciclo de decisão pode-se realizar apenas uma transferência de um agente operador para outro operador.

Ao contrário da arquitetura CTCS, onde as transferências são feitas com base em uma avaliação da razão retorno e risco, na arquitetura COAST é possível fazer avaliações de risco e retorno separadamente. Isto permite, por exemplo, que a sociedade possa tentar minimizar seu risco mesmo que isto acarretasse um retorno menor. Ter a capacidade de avaliar risco e retorno separadamente é fundamental para atender satisfatoriamente aos investidores dos perfis I1, I2 e I3 descritos na seção 5.1. Define-se risco na arquitetura COAST utilizando a abordagem proposta por Markowitz, onde o retorno de um ativo específico é modelado como uma variável aleatória e o risco associado é definido como o desvio padrão da série histórica de retornos (ver capítulo 3).

5.2.1 Estrutura

A figura 11 apresenta um exemplo de sociedade COAST com três coordenadores, cada um destes com quatro conselheiros e as comunicações destes com o investidor e com o sistema de simulação, chamado de AgEx e que será descrito em detalhes no capítulo 6.

Figura 11: Comunicação de uma sociedade COAST com seu usuário e com o sistema AgEx.

Para manter a clareza na figura nem todos os agentes COAST estão conectados ao *AgEx Manager* que é o agente responsável pelas mensagens externas no AgEx, embora as comunicações entre eles efetivamente ocorram.

Em seguida, são descritos os dois tipos de agentes presentes na arquitetura COAST: conselheiros e coordenadores.

5.2.1.1 Conselheiro

Conselheiros são capazes de sugerir ordens de compra ou venda para um *ativo específico* e adotam sua própria estratégia para determinar suas ordens. O coordenador avalia seus conselheiros de acordo com o grau de acerto de suas sugestões. A meta do conselheiro é obter a maior avaliação possível por parte do seu coordenador. Cada conselheiro capta as informações relevantes para sua estratégia de análise e envia uma sugestão para o coordenador ao final de cada ciclo. Tal ciclo de vida é ilustrado na figura 12, onde as linhas tracejadas representam mensagens trocadas com outros agentes.

A atuação de um conselheiro é bastante similar ao agente operador utilizado na arquitetura CTCS. De fato, a conversão de um operador em um conselheiro é bastante simples, as ordens passam a ser interpretadas como sugestões e suprime-se a contabilização dos resultados das ordens e a manutenção de uma carteira, com saldo monetário e quantidade de ações, para cada operador. Essa mudança proporciona a eliminação dos problemas relacionados a pequenos valores monetários alocados ao operador, pois com poucos recursos, um operador poderia ser impedido de comprar ações e assim teria seu desempenho prejudicado conforme discutidos na seção 4.4. Além disso, tal mudança

Figura 12: Ciclo de vida de um agente conselheiro na arquitetura COAST.

facilita a avaliação dos agentes por parte de seu coordenador, pois este precisa verificar apenas a correção da sugestão do conselheiro, como será descrito mais adiante. Tais vantagens fizeram com que fosse adotado o papel de conselheiros, em substituição aos antigos operadores do CTCS. Adicionalmente, acredita-se que a mudança facilitará a adaptação da arquitetura para outros domínios além do mercado financeiro, pois a avaliação dos conselheiros não se baseia em conceitos financeiros mas simplesmente em taxa de acerto.

As atividades do ciclo de vida de um agente conselheiro podem ser descritas como se segue:

1. **Solicita novas informações:** O conselheiro de acordo com sua estratégia, solicita informações que serão úteis sobre seu ativo alvo (p.ex. preço, volume e/ou lucro) ao sistema de simulação. Tal sistema e seus componentes como o *AgEx Manager*, que está visível na figura 12, são descritos em detalhes no capítulo 6.
2. **Recebe informações:** O sistema de simulação retorna as informações e estas são incorporadas à base de conhecimento do conselheiro. Este passo funciona também como um sincronizador do conselheiro com os demais agentes, inclusive com seu coordenador, pois todos os agentes permanecem nesta fase até que haja novas informações.

3. **Analisa, decide e envia sugestão:** De acordo com as informações coletadas e seguindo sua própria estratégia, o conselheiro define qual seria a melhor ordem a ser submetida segundo seu ponto de vista e a envia para seu coordenador.

Assim como na sociedade CTCS, na arquitetura COAST a sociedade é composta por um número de conselheiros definido pelo produto do número de estratégias utilizadas pelo número de ativos administrados. Apesar do fato de cada conselheiro ser capaz de lidar com apenas um ativo financeiro e seguindo uma estratégia pré-determinada, a sociedade é capaz de administrar vários ativos e explorar a complementaridade entre ativos e estratégias, através da competição entre conselheiros e do trabalho do coordenador em priorizar mais as sugestões dos conselheiros mais bem sucedidos. A avaliação dos conselheiros é feita com base na taxa de acerto de suas sugestões considerado o período de avaliação respectivo. Considera-se um acerto quando foi aconselhado comprar no ciclo anterior e observou-se aumento do preço no ciclo seguinte e, de modo análogo define-se o acerto para uma sugestão de venda. Essa taxa de acerto é transformada em uma variável nebulosa, como descrito na seção 5.3, e usada pelo coordenador no seu processo de tomada de decisão.

5.2.1.2 Coordenador

As principais tarefas do agente coordenador são *avaliar* seus conselheiros, *negociar* a alocação de recursos entre seus pares e *decidir* quais ordens serão submetidas. Essas atividades são feitas de modo a satisfazer o investidor e suas preferências. O processo de negociação é realizado periodicamente, obedecendo a intervalos de tempo definidos para a sociedade. Esses intervalos tipicamente englobam vários ciclos de operação, pois a realização de negociações em todos os ciclos seria contra produtivo, já que não permitiria manter uma alocação por tempo suficiente para que fosse avaliada sua adequação. Entretanto, tal intervalo não deve ser excessivamente longo, pois evitaria que a sociedade se adaptasse mais rapidamente a mudanças no ambiente. O intervalo de negociação é um dos parâmetros que definem uma sociedade COAST, como discutido na seção 5.2.2).

As atividades de um agente coordenador a cada ciclo de operação são apresentadas na figura 13. As linhas tracejadas representam mensagens trocadas entre agentes. O processo de negociação, representado pela atividade 4 na figura 13 é mais complexo e por isso será melhor detalhado na seção 5.4.

As atividades do ciclo de vida de um coordenador são as seguintes:

1. **Solicita novas informações:** O coordenador solicita informações (preço, volume

e lucro) sobre seu ativo alvo. Embora a decisão do coordenador seja baseada nas sugestões do conselheiros, tais informações são fundamentais para avaliar os conselheiros.

2. **Recebe informações:** O *AgEx Manager* retorna as informações e estas são incorporadas. Este passo funciona também como um sincronizador do coordenador com os demais agentes na simulação, uma vez que todos os agentes permanecem nesta fase até que haja novas informações sobre as quais seja possível deliberar.
3. **Recebe conselhos:** O coordenador espera receber mensagens de cada um de seus conselheiros contendo suas sugestões de ordem. Nesta fase, é feita também a atualização da avaliação dos conselheiros, conforme descrito na seção 5.2.1.1. Caso o ciclo corrente deva contemplar negociação entre os coordenadores, segue-se para a atividade 4, caso contrário o coordenador passa a deliberar suas ordens (atividade 5).
4. **Processo de negociação:** Realiza a negociação entre os coordenadores existentes na sociedade COAST para definir uma nova alocação de recursos. Dada a sua complexidade, esta atividade será melhor detalhada na seção 5.4.
5. **Delibera, define ordens e as envia:** Baseado nas sugestões dos conselheiros e seguindo um conjunto de regras nebulosas, que serão apresentadas na seção 5.3, o coordenador define uma ordem de compra ou venda e a envia para execução ao *AgEx Manager*.
6. **Recebe e contabiliza resultados das ordens:** Recebe o resultado da execução da ordem (total, parcial ou não executada) e o preço efetivo pelo qual foi realizada a transação. Tais informações são armazenadas e é então realizada a devida alteração no patrimônio do coordenador.

5.2.2 Exemplo de Sociedade

A atuação de uma sociedade COAST é determinada por sua composição, que é definida através de arquivos de definição de sociedade feitos em XML. A figura 14 fornece um exemplo deste tipo de arquivo, onde define-se uma sociedade COAST com dois coordenadores e cada um deles conta com cinco conselheiros. É definido ainda o perfil do investidor, no exemplo, um investidor com limites de risco máximo e retorno mínimo aceitáveis e a localização da máquina com o sistema AgEx. O usuário (investidor) pode acompanhar a atuação da sociedade através de uma interface gráfica simples. As

transações de compra e venda realizadas, bem como o estado dos agentes da sociedade COAST em cada ciclo de operação é armazenada em arquivos de registro e podem ser analisados para avaliar o desempenho da sociedade ou de um agente específico (mais informações sobre os arquivos de registros podem ser obtidas no anexo B).

5.3 Mecanismo de Deliberação Interna e a Formação de Expectativas

Um conceito fundamental, também presente em qualquer ambiente econômico (PHELPS, 1968), é a noção de expectativa. Uma expectativa pode ser descrita como uma crença (*belief*) em algo que irá ocorrer em um instante de tempo determinado e futuro com certo grau de confiança. Em lógica clássica, as crenças se dão sobre fatos que são verdadeiros ou falsos. Por tal razão, a modelagem de uma expectativa como uma simples crença é inviável, pois uma expectativa tem natural grau de incerteza associada. Adicionalmente, em uma representação adequada do conceito de expectativa deve ser possível aceitar como verdadeira e também como falsa uma crença desde que estas sejam referentes a instantes distintos de tempo. Por exemplo, um agente econômico pode ter a expectativa que o preço do ativo X irá subir fortemente no próximo trimestre e depois reduzir-se significativamente em seguida. Embora o modelo BDI (RAO; GEORGEFF, 1997) contemple crenças distintas sobre um mesma sentença em instantes distintos de tempos, as implementações conhecidas do modelo BDI simplificam o modelo através da eliminação da noção de tempo e seu transcurso, como por exemplo o sistema Jason (BORDINI; WOOLDRIDGE, 2007). Neste contexto, um fato é classificável apenas como falso, verdadeiro ou desconhecido, sem gradações intermediárias como provavelmente verdadeiro, muito provavelmente falso, etc.

O autor acredita que criar mecanismos para tratar expectativas em sistemas multi-agentes, contemplando seus aspectos temporais e as incertezas associadas de modo a permitir o raciocínio dos agentes em qualquer ambiente, é uma tarefa ainda a ser realizada. Entretanto, tal tarefa foge ao escopo deste trabalho. Adota-se aqui um conceito simplificado de expectativas aplicada sobre um único instante de tempo próximo no futuro. A expectativa de um coordenador sobre um determinado ativo pode ser formada a partir das sugestões apresentadas por todos os conselheiros e da própria visão do coordenador sobre a qualidade destas sugestões, de modo a dar mais relevância às sugestões que são avaliadas como de maior qualidade. Cada sugestão, a avaliação de sua qualidade e a própria expectativa a ser determinada são conceitos que contêm uma incerteza naturalmente vinculada. Além disso, é possível identificar regras que associam estes conceitos, por exemplo uma sugestão de compra de um conselheiro muito

```

<?xml version="1.0" encoding="UTF-8"?>
<coast-society negotiation_interval="5">
  <manager remote_manager="no" hostname="127.0.0.1" port="1099"/>
  <investor-profile type="3" max_risk="0.02" min_return="0.03" />

  <coach name="coach_AAPL" initial_capital="1000000" id_asset="AAPL"
    initial_shares="0" path="coast.coach.NegotiatorCoach">
    <advisor name="RSI_AAPL" path="coast.advisor.RSI">
      <param value=""/>
    </advisor>

    <advisor name="MACD_AAPL" path="coast.advisor.MACD">
      <param value=""/>
    </advisor>

    <advisor name="MA_AAPL" path="coast.advisor.MA">
      <param value=""/>
    </advisor>
    <advisor name="PriOsc_AAPL" path="coast.advisor.PriceOscillator">
      <param value=""/>
    </advisor>
    <advisor name="Sthocastic_AAPL" path="coast.advisor.Sthocastic">
      <param value=""/>
    </advisor>
    <param value=""/>
  </coach>
  <coach name="coach_COST" initial_capital="1000000" id_asset="COST"
    initial_shares="0" path="coast.coach.NegotiatorCoach">
    <advisor name="RSI_COST" path="coast.advisor.RSI">
      <param value=""/>
    </advisor>
    <advisor name="MACD_COST" path="coast.advisor.MACD">
      <param value=""/>
    </advisor>
    <advisor name="MA_COST" path="coast.advisor.MA">
      <param value=""/>
    </advisor>
    <advisor name="PriOsc_COST" path="coast.advisor.PriceOscillator">
      <param value=""/>
    </advisor>
    <advisor name="Sthocastic_COST" path="coast.advisor.Sthocastic">
      <param value=""/>
    </advisor>
    <param value=""/>
  </coach>
</coast-society>

```

Figura 14: Arquivo XML com exemplo de definição de uma sociedade COAST com dois coordenadores, onde cada um deles é apoiado por cinco conselheiros.

Figura 15: Função de pertinência da variável **expectativa** de coordenador.

bem avaliado é um indicativo que o ativo provavelmente irá se valorizar. Por tais características, optou-se por utilizar lógica nebulosa (OLIVEIRA Jr., 2007) para modelar tais conceitos, formar a expectativas e definir as ordens de compra ou venda que serão submetidas pelo sistema. Detalha-se em seguida como são realizados os processos de formação de expectativas e definição de ordens.

5.3.1 Formação de Expectativas e Definição de Ordens

Os coordenadores formam expectativas sobre seu próprio desempenho esperado no futuro próximo, definido pelo espaço de tempo até a próxima formação de expectativas. Tal **expectativa** de desempenho é modelada como uma variável nebulosa com cinco etiquetas lingüísticas: *baixa*, *possível baixa*, *neutra*, *possível alta* e *alta*, conforme mostra a figura 15. A formação de expectativas de um coordenador é feita de acordo com as informações passadas pelos vários conselheiros sob sua coordenação. Esses agentes enviam sinais de compra ou venda para o coordenador de acordo com seus dados e suas estratégias próprias de análise. Essas estratégias são distintas, e eventualmente os dados analisados também, de modo a permitir que o coordenador receba sinais de várias fontes diferentes e possa explorar a complementaridade entre elas.

A **sugestão** dos conselheiros é definida como uma variável nebulosa, cuja função de pertinência é explicitada na figura 16. Além da sugestão de compra ou venda, cada conselheiro informa o grau de confiança em sua própria sugestão. Tal variável conta com três etiquetas lingüísticas: *vender*, *manter* ou *comprar*, quanto maior for a confiança do conselheiro mais distante do zero estará sua sugestão de ordem, eixo x da figura 16. Por sua vez, a **avaliação de desempenho** pode assumir três valores nebulosos: *baixa*, *média* e *alta*, de acordo com a taxa de acerto das sugestões do conselheiro. Tal taxa é obtida pelo coordenador comparando a sugestão feita pelo conselheiro e o que de fato ocorreu com a cotação do ativo alvo, como mostra a figura 17.

As variáveis nebulosas apresentadas (*Expectativa*, *Sugestão*, *Avaliação de desem-*

Figura 16: Função de pertinência da variável **sugestão** de um agente conselheiro.

Figura 17: Função de pertinência da variável **avaliação** de desempenho de um agente conselheiro.

1. **If Sugestão is Comprar and Avaliação is Alta Then Expectativa is Alta**
2. **If Sugestão is Vender and Avaliação is Alta Then Expectativa is Baixa**
3. **If Sugestão is Comprar and Avaliação is Média Then Expectativa is Possível Alta**
4. **If Sugestão is Vender and Avaliação is Média Then Expectativa is Possível Baixa**
5. **If Sugestão is Manter Then Expectativa is Neutra**
6. **If Avaliação is Baixa Then Expectativa is Neutra**

Figura 18: Regras de formação de expectativas do coordenador.

penho) têm constantes que definem os conjuntos nebulosos que compõem cada variável. No caso da expectativa, tais constantes são O_b , O_{pb} , O_{pa} e O_a que são os valores limites de cada conjunto nebuloso, conforme apresentado na figura 15. Os valores variam de acordo com o valor administrado pelo coordenador e são apresentados no anexo C. Da mesma forma, os valores das variáveis nebulosas *Avaliação* e *Sugestão* têm constantes que são representados respectivamente por D_b , D_n e D_a e S_{min} , S_{max} . Os valores de tais constantes são definidos de acordo com a informação de confiança do conselheiro na sua própria sugestão e o histórico de acerto dos conselheiros, respectivamente. Estes valores também são detalhados no anexo C.

O coordenador recebe os conselhos de todos seus conselheiros e define sua expectativa com base nas sugestões individuais e no desempenho passado de cada um, de acordo com um conjunto de regras nebulosas. Tal conjunto é composto por seis regras que são aplicadas para cada agente conselheiro, apresentadas na figura 18.

Utiliza-se um método de cálculo de contribuição global para determinar a variável nebulosa *Expectativa*. Dentre os métodos disponíveis adotou-se a operação de união nebulosa, que mostrou-se mais adequada em testes realizados. Através do método de desnebulização (*defuzzification*) da variável *expectativa* e do limite máximo de volume por ordem, previamente definido pelo investidor e explicitado no anexo C, o agente coordenador define a ordem de compra ou venda a ser submetida.

5.3.2 Preferências e Funções de Utilidade

Como discutido na seção 5.1, um investidor pode ter diferentes objetivos de acordo com seu perfil e a situação correntemente observada no mercado. Tais objetivos podem ser: **minimizar risco** (O1), **maximizar retorno** (O2) ou **maximizar uma relação de compromisso entre risco e retorno** (O3). Este objetivo do investidor é também um objetivo de seus agentes. Entretanto, um agente competitivo busca também sobressair-se em relação aos demais. Este objetivo competitivo é não apenas aceitável mas também útil para a sociedade, desde que o agente permaneça atuando dentro

das regras estabelecidas pela sociedade. Dessa forma, optou-se por tentar obter melhor desempenho através da competição entre agentes que buscariam atingir o objetivo de seu proprietário, ao mesmo tempo em que buscam destacar-se dos demais e com isso obterem mais recursos. Para definir as funções de utilidade é necessário definir formalmente os conceitos de risco e retorno que serão utilizados neste contexto.

Embora discutidas no capítulo 4, tais definições são novamente apresentadas aqui para facilitar a leitura e entendimento das funções de utilidade dos agentes que serão discutidas em seguida. O retorno de um agente A_i é definido como:

$$R(\omega_i, t) = \frac{V(\omega_i, t) - V(\omega_i, t-1)}{V(\omega_i, t-1)} \quad (4.3)$$

Por sua vez, o risco é definido na equação 4.4 (maiores informações sobre definição de risco, podem ser encontradas na seção 3.2.1).

$$K(\omega_i, t) = \sqrt{\frac{1}{N-1} * \sum_{t=1}^N (R_i(t) - \bar{R}_i)^2} \quad (4.4)$$

onde:

$$\bar{R}(\omega_i) = \frac{1}{N} * \sum_{t=1}^N R(\omega_i, t) \quad (4.5)$$

De modo análogo, podem ser definidos o retorno, retorno médio e o risco associada a sociedade como um todo, tais conceitos são definidos nas equações 5.1, 5.2 e 5.3, respectivamente.

$$R(\omega, t) = \frac{V(\omega, t) - V(\omega, t-1)}{V(\omega, t-1)} \quad (5.1)$$

$$\bar{R}(\omega) = \frac{1}{N} * \sum_{t=1}^N R(\omega, t) \quad (5.2)$$

$$K(\omega, t) = \sqrt{\frac{1}{N-1} * \sum_{t=1}^N (R(\omega, t) - \bar{R}_\omega)^2} \quad (5.3)$$

A estrutura de informações úteis para a negociação vem da formação de expectativas dos vários agentes. Cada um destes tem expectativas sobre seu próprio desempenho futuro. Tal expectativa pode ser positiva ou negativa de acordo, com as informações passadas por seus vários conselheiros. A expectativa de um agente coordenador ($Expectativa_i$) pertence ao intervalo $[O_b, O_a]$, como discutido na seção 5.3. Esta ex-

pectativa é normalizada para pertencer ao intervalo $[-1,1]$, através da equação 5.4. A expectativa normalizada (Exp_i) é utilizado para calcular o valor esperado da carteira de cada agente coordenador. Este valor esperado é fundamental, pois se um agente acredita que irá ter mau desempenho, aceitará mais facilmente ceder recursos para outro com melhor desempenho esperado. Pode-se definir valor esperado e valor atual, para alocações como da sociedade com um todo (ω) ou de um agente determinado (ω_i). A definição formal de valor atual (V , definido no capítulo 2) e valor esperado (V_e) para a alocação de recursos de um agente são apresentadas nas equações 4.1 e 5.5, respectivamente. Nas equações 4.2 e 5.6, são explicitas as definições de valor atual e valor esperado para uma alocação referente a toda sociedade (ω).

$$Exp_i = \frac{2 * Expectativa_i - O_a - O_b}{O_a - O_b} \quad (5.4)$$

$$V_e(\omega_i, t) = (1 + Exp_i) * V(\omega_i, t) \quad (5.5)$$

$$V(\omega_i, t) = m_i(t) + \sum_{j \in \phi} Price(\phi_i, t) * \omega_i^j(t) \quad (4.1)$$

Nas equações 4.2 e 5.6, C refere-se ao conjunto de todos os agentes coordenadores.

$$V(\omega, t) = \sum_{i \in C} V(\omega_i, t) \quad (4.2)$$

$$V_e(\omega, t) = \sum_{i \in C} V_e(\omega_i, t) \quad (5.6)$$

5.3.2.1 Interesses Individuais e Sociais

Embora os agentes coordenadores busquem satisfazer um interesse social de bem servir ao investidor, tais agentes têm também o interesse de manter sob seu domínio a maior quantidade possível de recursos. O peso relativo entre estes interesses individuais e o objetivo de beneficiar a sociedade como um todo é modelado através de um parâmetro α , onde $\alpha \in [0, 1)$, chamado de *fator de individualidade*. Seu complemento, $(1-\alpha)$, corresponde ao grau de relevância dos objetivos sociais para o agente. Quanto maior α mais individualista é o agente e conseqüentemente menos preocupado com os objetivos sociais e mais preocupado em obter mais recursos para si. Por outro lado,

quando no limite $\alpha = 0$, o agente preocupa-se exclusivamente em alcançar melhores resultados para a sociedade. Nas sociedades COAST, não se contempla agentes puramente individualistas, logo $\alpha < 1$ para todos os agentes.

A utilidade de uma determinada alocação de recursos para um determinado agente coordenador i pode então ser determinada como uma média ponderada por α entre as utilidades individuais e sociais esperadas com tal alocação. A utilidade individual de um agente é proporcional ao adicional de recursos que a nova alocação trará. Logo, pode-se definir a utilidade de uma alocação no instante t segundo a equação 5.7, onde $US(\dot{\omega}, t)$ representa a utilidade social esperada pela nova alocação de recursos($\dot{\omega}$).

$$Util_i(\dot{\omega}, t) = \alpha * (V_e(\dot{\omega}_i, t) - V(\omega_i, t)) + (1 - \alpha) * US(\dot{\omega}, t) \quad (5.7)$$

Como existem três possíveis interesses sociais, derivados diretamente do perfil do investidor e da situação observada no ambiente, tal como discutido na seção 5.1, têm-se necessariamente três funções de utilidade que serão adotadas pelos agentes conforme o caso: minimizar risco (O1), maximizar retorno (O2) ou maximizar relação de compromisso (O3). Esta seleção da função de utilidade é feita por cada agente coordenador de acordo com a lógica apresentada na tabela 2, o perfil do investidor e a situação atual do portfólio da sociedade em termos de risco ($K(\omega, t)$) e retorno ($R(\omega, t)$). As funções de utilidade devem contemplar o objetivo da sociedade e a preferência por mais recursos de cada agente. Desta forma, uma função de utilidade é definida para cada objetivo a ser perseguido. Tais funções fornecem uma relação de preferência entre uma determinada alocação proposta ($\dot{\omega}$) e alocação corrente (ω), de modo a permitir ao agente decidir sobre a conveniência de adotar uma nova alocação. Um agente aceitará propostas de mudanças apenas se a alocação proposta tiver utilidade maior que a atual alocação. Estas preferências em relação às alocações guiam o processo de avaliação de propostas entre agentes coordenadores, que é apresentado na seção 5.4. Na equação 5.8 é apresentada a definição de utilidade adotada pelos agentes coordenadores, quando estes selecionam como objetivo a **minimização de risco** (O1).

$$US(\dot{\omega}, t) = K(\dot{\omega}_i, t) - Max_Risk \quad (5.8)$$

Na equação 5.8, a expressão *Max_Risk* refere-se ao risco máximo aceitável segundo a especificação de perfil do investidor. É possível utilizar tal grandeza, porque o objetivo O1, só pode ser adotado caso o investidor tenha perfil I1 ou I3 e ambos os perfis definem um risco máximo aceitável (ver seção 5.1).

Na equação 5.9 é explicitada a função de utilidade adotada quando o objetivo social

é a **maximização de retorno** (O2):

$$US(\dot{\omega}, t) = V_e(\dot{\omega}, t) - V(\omega, t) \quad (5.9)$$

A função de utilidade referente a situação de **otimização de desempenho** (O3) é apresentada na equação 5.10. Neste objetivo, a definição de otimização é feita com base no índice de Sharpe. O índice utilizado como solução de compromisso, baseado no índice de Sharpe, é expresso na equação 5.11.

$$US(\dot{\omega}, t) = SharpeE(\dot{\omega}, t) - Sharpe(\omega, t) \quad (5.10)$$

$$Sharpe(\omega, t) = \frac{\overline{R}(\omega) - r_f}{K(\omega, t)} \quad (5.11)$$

$$SharpeE(\dot{\omega}, t) = \frac{\overline{R_e - r_f}(\dot{\omega})}{K(\omega, t)} \quad (5.12)$$

onde $\overline{R_e}(\omega)$ é definido da seguinte forma:

$$\overline{R_e}(\omega) = \frac{\sum_{i=1}^N \overline{R(\omega_i)} * (1 + Exp_i)}{N} \quad (5.13)$$

É interessante observar que a parcela social da função de utilidade referente ao objetivo O1 (equação 5.8), não utiliza o risco da sociedade ($K(\omega, t)$), nem o risco da sociedade para a nova alocação ($K(\dot{\omega}, t)$), como poder-se-ia esperar visto a definição da utilidade para objetivo O2 (equação 5.9). Tal decisão foi tomada devido ao alto custo computacional de calcular-se o risco social para a nova alocação $K(\dot{\omega}, t)$, pois o mesmo é uma função não linear dos riscos individuais, como discutido no capítulo 3. Da mesma forma, não utilizou-se o risco da nova alocação como base para definir o índice de Sharpe da nova alocação, usado na função de utilidade do objetivo O3, mas o risco da alocação atual. Todavia as funções de utilidade propostas expressam corretamente as preferências por alocações que diminuam o risco social (caso O1, pois ao alocar mais recursos para um coordenador com menor risco certamente deve ocorrer uma diminuição do risco social) e maximize a solução de compromisso adotada (caso O3, pois o agente vencedor é aquele ostenta o melhor índice e contabiliza-se o retorno efetivo da alocação proposta para determinar as preferências entre alocações).

5.4 Mecanismo de Negociação entre Coordenadores

Um mecanismo de negociação é definido por um protocolo de negociação composto por regras que regem a comunicação entre os participantes e a estratégia de atuação a ser seguida por cada indivíduo (ROSENSCHEIN; ZLOTKIN, 1994). Nesta seção, apresenta-se uma visão geral mecanismo de negociação criado para a arquitetura COAST, representado pela atividade 4 na figura 13, e em seguida são apresentados em detalhes o protocolo e a estratégia de negociação dos agentes coordenadores.

5.4.1 Visão Geral do Mecanismo de Negociação

O protocolo de negociação inicia-se logo após o recebimento por parte de cada coordenador das sugestões emitidas por seus conselheiros e a formação de sua expectativa para o próximo período. O mecanismo de negociação é formado por oito (8) sub-atividades que são apresentadas na figura 19. As linhas contínuas representam mudanças de estado durante a negociação e conseqüentemente mudança de sub-atividade, e as linhas tracejadas indicam mensagens entre agentes. É importante observar que vários coordenadores interagem durante o protocolo de negociação, porém as atividades realizadas irão diferir para o coordenador de melhor desempenho daquelas desempenhadas pelos demais a partir da sub-atividade 4.3.

As atividades do processo de negociação entre coordenadores são as seguintes:

- 4.1. **Obtém lista de coordenadores e envia-lhes informações:** No início do processo de negociação, cada coordenador busca ¹ quais são os agentes coordenadores e lhes envia, informações a respeito de si próprio que serão usadas como base para a negociação. Estas informações incluem sua expectativa (Exp_i), quantidade de recursos livres, ativos totais e risco observado até o momento na sua própria operação.
- 4.2. **Recebe informações dos demais coordenadores:** Cada coordenador espera até receber todas as informações enviadas pelos demais coordenadores.
- 4.3. **Determina objetivo e qual coordenador com melhores condições:** Nesta fase, cada coordenador determina o objetivo que deve ser buscado e se ele é o agente com melhor condições de fazê-lo. Define-se o agente vencedor como aquele com menor risco, maior retorno ou melhor índice, conforme o objetivo social. Caso não seja o melhor agente são executadas as atividades 4.4, 4.5 e 4.6; na outra hipótese são realizadas as atividades 4.7 e 4.8.

¹a busca é feita através do sistema AgEx que será detalhado no capítulo 6

Figura 19: Protocolo de negociação entre coordenadores na arquitetura COAST.

- 4.4. **Outros agentes - Recebe proposta:** O coordenador espera receber a proposta do agente melhor colocado.
- 4.5. **Outros agentes - Analisa proposta de acordo com interesses individuais e sociais e situação atual :** Após receber a proposta cada coordenador calcula a utilidade da proposta, utilizando a respectiva função de utilidade e define se aceita ou não tal proposição.
- 4.6. **Outros agentes - Responde a proposta:** O resultado da avaliação é enviado para o proponente. Caso o resultado tenha sido positivo, a alocação é colocada em vigor, com a transferência de recursos.
- 4.7. **Melhor agente - Elabora e envia proposta:** O agente com as melhores condições para atender aos objetivos sociais elabora proposta onde pede os recursos livres dos coordenadores que estão em má situação, tendo em vista os objetivos. Por exemplo, caso o objetivo seja minimização de risco, será enviada proposta de transferência dos recursos livres para todos os coordenadores com risco acima do risco máximo especificado pelo investidor.
- 4.8. **Melhor agente - Processa resposta:** O coordenador aguarda até receber o resultado de cada uma das propostas enviadas. Cada proposta aceita é implementada logo após seu recebimento, através da transferência de recursos do coordenador demandado para o coordenador proponente.

5.4.2 Definição do Papéis dos Coordenadores na Negociação

Nesta seção, detalha-se como definir os papéis dos coordenadores. Os papéis possíveis são os seguintes: *coordenador vencedor*, aquele em melhores condições de ajudar a sociedade a atingir seus objetivos, coordenador V, os *coordenadores deficitários*, aqueles que estão dificultando a sociedade atingir seus objetivos, conjunto D, e os *coordenadores neutros*, aqueles que em situação intermediária em relação às duas classificações anteriores, conjunto N. Como a sociedade pode adotar qualquer objetivo dentre três possíveis, é necessário definir os papéis para cada um dos objetivos sociais. Estas definições são apresentadas em seguida.

- Definição de Papéis para a minimização de risco (O1):
 - Coordenador Vencedor: Coordenador com menor risco, em caso de empate um dos maiores é arbitrariamente escolhido como vencedor.
 - Coordenadores Deficitários: Qualquer coordenador i tal que $K(\omega_i, t) < Max_Risk$.

- Definição de Papéis para a maximização de retorno (O2):
 - Coordenador Vencedor: Coordenador com maior *expectativa* de retorno, em caso de empate um dos maiores é arbitrariamente escolhido como vencedor (V).
 - Coordenadores Deficitários: Qualquer coordenador com expectativa negativa. Define-se D como o conjunto dos coordenadores i , tal que $Exp_i < 0$.
- Definição de Papéis para a maximização de solução de compromisso (O3):
 - Coordenador Vencedor: Coordenador com maior solução de compromisso (veja equação 5.14), em caso de empate um dos maiores é arbitrariamente escolhido como vencedor.
 - Coordenadores Deficitários: Qualquer coordenador i tal que $K(\omega_i, t) < Max_Risk$ ou $Exp_i < 0$.

Independente do objetivo a ser alcançado pode-se definir o conjunto dos coordenadores neutros (N) como os coordenadores que embora não ostentem desempenho igual ao melhor coordenador, contribuem para alcançar os objetivos sociais pois tem expectativa de retorno positiva ou risco abaixo aceitável. Formalmente, todos os coordenadores i , onde $i \notin D$ e $i \neq V$.

$$Sharpe(\omega_i, t) = \frac{\bar{R}(\omega_i) - r_f}{K(\omega_i, t)} \quad (5.14)$$

Simplificadamente, pode-se afirmar que através do processo de negociação os recursos seriam transferidos daqueles coordenadores sem boas perspectivas de ganhos para aquele com melhor perspectiva. Os agentes aceitam uma proposta desde que esta tenha utilidade maior ou igual a zero. A figura 20 apresenta um conjunto de agentes coordenadores em um processo de negociação. Os círculos brancos representam os coordenadores com expectativa positiva (coordenadores neutros), porém menores que a expectativa do agente cinza escuro, o qual tem a maior expectativa de retorno entre todos. Na figura, o agente coordenador **A** é o vencedor. Os círculos cinza claros representam os agentes com expectativas neutras ou negativas (coordenadores deficitários). As setas entre os coordenadores numeradas com 1 representam as trocas de informações de desempenho e expectativa que ocorrem entre todos eles. Em seguida, o agente **A** propõe aos agentes **F**, **D** e **E** uma transferência de recursos. Tal proposta é representada pelas setas numeradas com 2. No exemplo, os coordenadores **F** e **D** aceitam a proposta de transferência de recursos enquanto o agente **E** a rejeita. As setas com número 3 representam a transferência de recursos.

Figura 20: Exemplo de negociação com oito agentes coordenadores na arquitetura COAST.

5.4.3 Definição e Avaliação das Propostas

O agente coordenador V com melhor expectativa elabora propostas de transferência de recursos para todos os coordenadores deficitários i , $\forall i \in D$. O coordenador vencedor propõe uma alocação derivada $\hat{\omega}$ da alocação atual ω na qual este irá receber **todos** os recursos disponíveis dos agentes deficitários. Formalmente, a alocação proposta para o agente V é apresentada na equação 5.15.

$$\hat{\omega}_v = \omega_v + \sum_{j \in D} m_j \quad (5.15)$$

Não há alteração na alocação dos agentes neutros. Formalmente, pode-se expressar como: $\hat{\omega}_i = \omega_i, \forall i \in N$. No caso dos deficitários é proposta a transferência integral de seus recursos livres (m_i), logo $\hat{m}_i = 0, \forall i \in D$. Entretanto, o coordenador deficitário poderá negar a transferência, caso a utilidade calculada por este para a nova alocação seja menor que zero.

5.4.4 Avaliação

O mecanismo de negociação descrito nesta seção tem características importantes indicadas na literatura de teoria de jogos e avaliação de protocolos de negociação multiagentes. As principais características desejáveis para um mecanismo de negociação foram apresentadas na seção 2.5. Em seguida, discute-se o cumprimento dessas características por parte do mecanismo de negociação COAST.

- **Maximização do bem estar social:** O mecanismo de negociação COAST ga-

rante que qualquer nova alocação ($\dot{\omega}$) aceita terá soma de utilidades maior que a alocação corrente (ω), conforme demonstrado no Teorema 3, nesta seção.

- **Distribuição:** Na arquitetura COAST, não há ponto central de falha ou qualquer agente que faça o papel de árbitro. Os interesses conflitantes são resolvidos através do seu processo de negociação.
- **Eficiência computacional:** Como afirma Sandholm (WEISS, 1999) (p. 204), mecanismos com menor custo computacional são preferíveis a aqueles com maior demanda por processamento, exceto quando explicitamente pode-se justificar a complexidade computacional com uma significativa melhora na qualidade da solução. O mecanismo COAST requer pouco poder computacional e permite que os agentes sejam distribuídos em máquinas distintas, distribuindo assim a carga de processamento.
- **Sucesso garantido na negociação:** No mecanismo COAST, não há possibilidade de ocorrer impasse na negociação pois o não acordo leva a manutenção da alocação atual e continuação do trabalho da sociedade. Entretanto, observando os dados obtidos com a simulação pode-se observar que na quase totalidade dos processos de negociação é atingido um acordo sobre nova alocação.
- **Simplicidade:** No mecanismo COAST, a estratégia a ser seguida pelo participante é bastante simples, conforme discutido na seção 5.4.

O mecanismo de negociação proposto na arquitetura COAST produz um acordo que traz maior bem estar social, como mostra o teorema em seguida. A realização periódica de negociações prevista nesta arquitetura trará, além da adaptação do sistema ao ambiente em constante mudança, um nível crescente de bem estar social. Na inviabilidade de estabelecer um acordo, o mecanismo mantém a alocação corrente e conseqüentemente o mesmo nível de bem estar social.

Teorema 3: Qualquer nova alocação ($\dot{\omega}$) aceita trará maior bem estar social que a alocação corrente, ou seja terá somatório de utilidades maior que a alocação corrente (ω).

Demonstração: Seja $\dot{\omega}$ uma nova alocação aceita por uma sociedade COAST, ω a alocação atual e $\dot{\omega} \neq \omega$. Então existe $i \in D$, tal que $Util_i(\dot{\omega}, t) > 0$, onde D é conjunto dos coordenadores deficitários. Nenhum agente aceita proposta com utilidade menor que zero (isto é, com perdas em relação a alocação atual ω). A utilidade da alocação atual é igual a zero ($\forall i \in C, Util_i(\omega, t) > 0$). Assim $\forall i \in C, Util_i(\dot{\omega}, t) \geq Util_i(\omega, t)$ e

como existe pelo menos um agente $A_i \in D \subset C$, tal que $Util_i(\hat{\omega}, t) > Util_i(\omega, t)$ logo podemos afirmar que $\sum_{i \in C} Util_i(\hat{\omega}, t) > \sum_{i \in C} Util_i(\omega, t)$.

Entretanto, o teorema não garante necessariamente que a alocação acordada seja aquela que apresente o maior bem estar social entre todas as alocações possíveis. Fazer a busca desta alocação que maximiza o bem estar social por todas as alocações possíveis seria computacionalmente inviável, além de desnecessário: como o bem estar social associado a cada alocação muda ao longo do tempo, dedicar grande quantidade de tempo para determinar tal alocação não faria sentido.

5.5 Conclusões

Neste capítulo, foi descrita a arquitetura COAST, seus agentes componentes e métodos de deliberação. Além disso, detalhou-se o mecanismo de negociação utilizado na arquitetura pelos agentes coordenadores. Esta arquitetura foi implementada e analisada em vários experimentos que são apresentados e discutidos no capítulo 7. Analisando os aspectos teóricos da arquitetura COAST, podem-se destacar algumas características inovadoras em relação a outros trabalhos em administração automatizada de ativos. Tais características são as seguintes:

- **Utilização de competição entre agentes:** Esta característica permite explorar a complementaridade entre eles, como também é feito na arquitetura CTCS.
- **Modelo avançado de investidor:** O modelo proposto permitir explicitar diferenças de preferência entre investidores distintos e adaptar-se a estes interesses.
- **Controle explícito e independente de risco e retorno:** Ao contrário do que ocorre nos trabalhos conhecidos na área, onde o risco ou é menosprezado, ou controlado em termos da razão retorno/risco (índice de Sharpe), não foi encontrado outro trabalho em administração automatizada de ativos que faça este tipo de controle.
- **Controle distribuído:** A camada de agentes cooperativos formada pelos coordenadores ajusta o comportamento da sociedade de acordo com os objetivos do proprietário da sociedade através de negociação, sem nenhum tipo de agente supervisor central.
- **Reutilização de agentes operadores:** O papel de conselheiro pode ser desempenhado por qualquer agente operador, basta que suas ordens de compra ou venda sejam interpretadas pelo coordenador como sugestões de atuação. Desta forma, é

possível a reutilização de trabalhos publicados para construção de agentes operadores aproveitando assim conhecimento já existente sobre estratégias de atuação em administração automatizada de ativos.

A arquitetura COAST foi implementada e utilizada em diversas simulações, utilizando dados reais de bolsa de valores. No capítulo 7 são apresentados os vários experimentos realizados utilizando a arquitetura COAST e os respectivos resultados são analisados. Tais resultados mostram um bom desempenho da arquitetura em diversos cenários de utilização e comprovam a eficácia da mesma.

Para facilitar o desenvolvimento de experimentos utilizando a arquitetura COAST, desenvolveu-se um sistema de simulação denominado AgEx, descrito no capítulo seguinte.

Parte III

Implementação e Experimentos

6 Sistema de Simulação AgEx

Neste capítulo, apresenta-se um sistema simulador AgEx (**A**gent **E**xchange) (CASTRO; SICHMAN, 2009) voltado a facilitar o desenvolvimento e simulação de agentes operadores em um ambiente financeiro. Este sistema foi desenvolvida devido à ausência de ferramentas de código-livre com tal propósito e com as características necessárias para facilitar o desenvolvimento da arquitetura COAST. Na seção 6.1, são descritos os principais componentes da arquitetura: gerenciador (*manager*), corretor (*broker*) e operador (*trader*), bem como a ontologia desenvolvida para possibilitar a comunicação entre os agentes. Em seguida, discute-se o mecanismo de simulação utilizado pelo AgEx na seção 6.2, e são apresentados detalhes e exemplos de implementação de agentes operadores nas seções 6.3 e 6.4, respectivamente. Finalmente, é realizada uma avaliação comparativa do AgEx com outros sistemas de propósitos similares na seção 6.5.

6.1 Arquitetura AgEx

Um dos obstáculos comuns às pesquisas em administração automatizada de ativos é a necessidade de criar simuladores de mercado financeiro, capazes de fornecer um ambiente de testes e validação de novos agentes. Apesar de fundamental para pesquisas trata-se de um serviço auxiliar. O AgEx consiste em um simulador de mercado financeiro com o intuito de liberar pesquisadores deste trabalho paralelo, disponibilizado segundo a licença LGPL (*GNU Lesser General Public License*) (FOUNDATION, 2009), que permite o livre uso do simulador no meio acadêmico ou mesmo em projetos proprietários.

A figura 21 apresenta a arquitetura AgEx com seus principais componentes e suas ligações com os agentes operadores, que agem em nome de investidores humanos. Os retângulos com bordas arredondadas representam agentes de software (operadores, gerenciador, realizador de negócios (*broker*) e adaptador), enquanto os círculos representam os indivíduos proprietários dos operadores e o administrador do sistema AgEx. As entidades denotadas por retângulos correspondem a módulos de software

Figura 21: Arquitetura AgEx com seus principais componentes e as interfaces com usuários externos operadores e administrador.

que realizam tarefas de realizador de negócios (*AgEx broker*). O componente AgEx Data corresponde a uma base de dados de operações realizadas em bolsas reais e que permite a simulação em modo histórico para os agentes operadores.

6.1.1 Componentes

O sistema AgEx é composto por três tipos de componentes:

- **Agente Operador:** Entidade responsável por submeter às ordens de compra ou venda de acordo com os interesses de seu proprietário. Na realidade, tal agente faz uso do AgEx como uma plataforma de simulação ou execução, que fornece também classes para facilitar o desenvolvimento da comunicação e gerenciamento do ciclo de vida do próprio operador. Um sistema AgEx pode atender a vários operadores simultaneamente, como destacado na figura 21.
- **AgEx Manager:** Agente que valida e processa as mensagens endereçadas ao sistema AgEx e encaminha para execução em modo simulado (*AgEx Broker*). O **AgEx Manager** publica sua capacidade de prestar serviços de simulação de mercado financeiro, através de um serviço de páginas amarelas e desta forma pode ser encontrado por qualquer agente conectado ao ambiente.
- **AgEx Broker:** Executa ordens de compra e venda recebidas dos agentes operadores. Pode operar em modo histórico ou modo de formação de preços (*on-line*).

Figura 22: Diagrama de classes com os conceitos e ações utilizados por agentes em um sistema AgEx.

No primeiro caso, utiliza as informações de preço e volume dos ativos negociados existentes na base de dados AgEx *Data*. No segundo caso, as informações de preço e volume negociados são definidas pelas próprias ordens recebidas.

6.1.2 Ontologia do Domínio

Para possibilitar a comunicação entre os vários agentes componentes da sociedade é necessário especificar o formato e conteúdo das mensagens. Por tal razão foi criada uma ontologia específica para o domínio AgEx, contendo os conceitos e predicados necessários. Esta ontologia foi construída utilizando o modelo de conteúdo preconizado pela FIPA (FIPA, 2009) e implementado na plataforma JADE. Na figura 22, é apresentado o modelo de referência de conteúdo, através de um diagrama de classes representando os conteúdos possíveis em mensagens segundo a ontologia AgEx e suas relações estruturais com elementos do modelo de conteúdo adotado em mensagens ACL (BELLIFEMINE; GREENWOOD, 2007), identificáveis pelo estereótipo *metaclass*.

As mensagens entre agentes AgEx têm como conteúdo elementos derivados de *ContentElement* e podem ser classificados como elementos de predicados (*Predicate*) ou ações realizáveis pelos agentes (*AgentAction*). No primeiro caso, é feita uma afirmação sobre conceitos existentes no AgEx (*Order*, *MarketOrder*, *LimitedOrder*, *OrderResult*, *Query*, *QueryResult*, *AssetConcept*, *Error*, *Terminate*). No segundo caso,

Figura 23: Possíveis diálogos entre operador e *AgEx Manager*.

é feito um pedido de ação a ser realizada pelo agente receptor. É interessante observar que um ação de agente (*AgentAction*) é também um conceito. As ações possíveis são: *Order*, *MarketOrder*, *LimitedOrder*, *Query* e *Terminate*. O único predicado é *Results-in* que pode informar o resultado de mensagens dos tipos *Order*, *MarketOrder* e *LimitedOrder* (com *OrderResult*) e de mensagens *Query* (com *QueryResult*) ou ainda de mensagens deste tipos com parâmetros inválidos ou mensagens não conhecidas (com *Error*). Em seguida, são detalhados como estes conceitos, ações e predicados são utilizados na comunicação entre agentes AgEx.

6.1.3 Protocolo de Comunicação

A comunicação entre agentes AgEx é feita através do sistema de direcionamento e entrega de mensagens disponibilizado pela plataforma JADE (BELLIFEMINE; GREENWOOD, 2007) e é compatível com os padrões preconizados pela FIPA (FIPA, 2009). O AgEx faz uso ainda do serviço de páginas amarelas disponível naquela plataforma, para divulgar serviços prestados pelo *AgEx Manager* aos agentes operadores. Os possíveis diálogos entre o *AgEx Manager* e um agente operador são apresentados na figura 23. Tais diálogos correspondem a quatro situações específicas:

1. **Envio de ordem para execução:** O agente operador decide submeter uma ordem de compra ou venda, limitada ou a mercado. Cria então uma mensagem com conteúdo *Order* e envia ao *AgEx Manager*, o qual retorna uma mensagem com o resultado da execução da ordem que pode ser uma execução parcial. Esta

mensagem de retorno terá conteúdo *OrderResult*, total ou a não execução por alguma razão, por exemplo, falta de negócios na bolsa, durante a validade da ordem.

2. **Consulta sobre cotações de ativo:** O operador solicita a cotação de um ativo em um determinado instante ou período, através de uma mensagem *Query*. O *AgEx Manager* responde a mensagem com as cotações solicitadas ou aviso de que não foi possível obtê-las no período determinado, com uma mensagem de resposta *QueryResult*.
3. **Mensagens não conhecidas ou com erro de formatação:** Caso o operador envie uma mensagem não prevista pelo *AgEx Manager* ou uma mensagem conhecida com formatação inválida receberá uma mensagem de erro *Error*, para que tome conhecimento, que sua mensagem não foi compreendida pelo *AgEx Manager*.
4. **Envio de aviso do final do período de simulação:** Como será detalhado na seção 6.2, o tempo de simulação é controlado pelo *AgEx* e ao chegar ao final da simulação, o *AgEx Manager* para de processar quaisquer mensagens enviadas pelos operadores e avisa cada um dos operadores registrados, isto é, aqueles que enviaram-lhe mensagens, do término da simulação através de uma mensagem *Terminate*.

6.2 Mecanismo de Simulação

A simulação no *AgEx* é controlada pelo agente *AgEx Manager* e os operadores precisam apenas cumprir os requisitos de tempo para submissão de ordens. A simulação é feita em ciclos que correspondem ao menor intervalo de tempo possível entre duas ordens de um mesmo operador. O tempo é dividido em pequenos intervalos iguais (ciclos), que são avançados um intervalo por vez. Esta técnica é conhecida como *time slicing* (PIDD, 2004) e é indicada quando há muitos eventos espalhados no tempo, com é o caso em simulação de mercados financeiros. O sistema *AgEx* controla os tempos computacionais efetivos gastos em cada ciclo de simulação, permitindo assim controlar se os agentes operadores cumprem a contento os requisitos de tempo máximo determinados pelo projetista. Tal característica facilita os testes de sistemas que poderão vir a atuar em mercados reais, pois nestes atrasos na definição de ordens podem levar a prejuízos significativos. Na figura 24, detalha-se o ciclo de vida do agente *AgEx Manager* e as mensagens trocadas com o agente operador.

Figura 24: Ciclo de vida do *AgEx Manager*.

Uma simulação AgEx é composta por um número finito de ciclos de simulação. Cada operador realiza suas atividades paralelamente aos demais, porém as mudanças de ciclo e entre as fases de cada ciclo são definidas pelo *AgEx Manager*. São três as fases de um ciclo de simulação: captação de informações, deliberação e submissão de ordem. Como parte do sistema AgEx, são fornecidas classes Java que implementam completamente as fases de captação de informação e submissão de ordem. Portanto, ao projetar um novo operador é suficiente desenvolver um mecanismo de deliberação que seja executado dentro do intervalo de tempo definido como tempo de deliberação (*deliberation time*) o qual é expresso em termos de milissegundos em tempo de máquina. O termo tempo de máquina se justifica porque durante a simulação haverá dois tempos correndo simultaneamente, que são os seguintes:

- **Ciclo em tempo de simulação:** Corresponde ao período que está sendo simulado em um ciclo e pode representar alguns milissegundos ou várias horas. Por exemplo, ao utilizar como ciclo o intervalo de um dia de operação, para simular agentes que não realizam mais de uma transação diária e visam resultados em longo prazo, a duração de um ciclo de simulação seria de 24 h em tempo de simulação. Ao se transpor um operador AgEx para operar em modo real, basta fazer o tempo de simulação igual ao tempo real.
- **Ciclo em tempo de máquina:** Corresponde ao tempo gasto pela máquina para executar um ciclo completo. A duração do ciclo em tempo de máquina é diretamente dependente da configuração do computador (ou conjunto de computadores, *cluster*) que é utilizado para executar a simulação, da configuração da rede, do número de processos em execução (operadores, *AgEx Manager*, plataforma multiagentes, servidor de banco de dados, etc.) e da complexidade do processo de deliberação dos operadores. Quanto maior for tal complexidade em termos de esforço computacional, maior será o ciclo em tempo de máquina. É interessante observar que a relação entre a duração do ciclo em tempo de simulação e em tempo de máquina é totalmente arbitrária. Geralmente, o ciclo em tempo de simulação será maior que o correspondente em tempo de máquina, mas pode ocorrer o contrário, por exemplo, ao projetar agentes para operação em intervalos de tempo muito curto e que têm processos de deliberação muito complexos. Naturalmente, caso se pretenda utilizar esses agentes em operação real será necessária uma readequação da infra-estrutura computacional para garantir a duração do ciclo em tempo de máquina pelo menos igual à duração em tempo real.

O ciclo de vida dos operadores é apresentado na figura 25, bem como as respectivas

Figura 25: Ciclo de vida de um agente operador no AgEx.

mensagens com o *AgEx Manager*. Na atividade 1, os operadores solicitam informações sobre os ativos de seu interesse, que são enviadas pelo *AgEx Manager* e recebidas na atividade 2 do operador. Na fase 3, há a deliberação por parte dos operadores para a definição das ordens. Estas são então enviadas para o *AgEx Manager* que as executa e retorna o resultado de tal operação. Os resultados são então computados automaticamente na atividade 4 pela classe base em Java, *AgExTraderAgent*, dos operadores AgEx.

O sistema AgEx permite ainda a execução de simulações em três modos distintos em relação ao mecanismo de determinação dos preços dos ativos:

- **Simulação com preços históricos:** Neste modo os preços dos ativos não mudam de acordo com as ordens dos operadores, mas obedecem as cotações definidas em uma base de dados pré-existente, por exemplo dados históricos obtidos de

bolsas de valores reais. Este modo de simulação pode ser utilizado quando se estuda o desenvolvimento de algoritmos de atuação de operadores, sem o intuito de criar mudanças nas cotações, mas sim prever as mudanças e atuar de acordo com estas.

- **Simulação com formação de preços:** Os preços dos ativos são definidos exclusivamente pelas ordens de compra/venda dadas pelos agentes operadores. Este modo é particularmente interessante quando se deseja estudar a evolução dos preços em um ambiente composto por um grupo pré-definido de operadores.
- **Simulação com preços históricos e formação de preços:** Onde os preços são formados pelas ordens dos operadores combinadas com os dados históricos representados como ordens de compra e venda no preço definido historicamente para cada ciclo de simulação. Este modo fornece uma aproximação do efeito que seria observado se os operadores tivessem atuado durante o período real que forneceu os dados para a simulação. Trata-se, entretanto, de uma aproximação, pois além das alterações diretas nas cotações possivelmente haveria mudanças no comportamento dos agentes que atuavam naquele período no mercado.

Adicionalmente, o AgEx permite simulações sem taxas, com taxas fixas (determinada quantia por operação) ou taxas proporcionais ao valor da transação, definidas através de um valor percentual da transação. Esta característica pode ser utilizada para aferir a influência das taxas de operação nas estratégias de atuação dos agentes operadores. No capítulo 7, é realizada uma análise com o objetivo de medir tal influência em algumas estratégias selecionadas.

6.3 Projeto e Implementação

O sistema AgEx foi implementado em linguagem Java utilizando a plataforma JADE (BEL-LIFEMINE; GREENWOOD, 2007) como serviço de comunicação e execução dos agentes. Tal plataforma foi selecionada entre as várias possíveis pela facilidade de uso, por suas ferramentas de depuração e por permitir a distribuição dos agentes de modo transparente.

No AgEx, é possível colocar em execução os operadores e *AgEx Manager* em máquinas diferentes, conseguindo distribuir a carga de processamento entre vários computadores. A comunicação entre agentes é feita através de mensagens independentemente de serem executados na mesma máquina ou em computadores diferentes.

Figura 26: Agentes AgEx distribuídos em três máquinas distintas

Isto torna o sistema mais flexível e escalável para simulações com grandes números de operadores e ou ativos.

Através do *AgEx Manager* é possível dar início ou parar a execução da simulação a qualquer momento. Isto permite que em uma simulação sejam executados vários agentes de máquinas distintas. A figura 26 demonstra uma configuração com três máquinas: *Main-container* (com *AgEx Manager*), *Container-1* (com operadores RSI e MA) e *Container-2* (com operadores *PriOsc*, *Sthocastic* e *MACD*). Cada máquina é representada como um *container* no JADE. Nenhuma alteração no código dos agentes é necessária para fazer a distribuição de uma plataforma em vários computadores. Com isto, podem-se executar simulações com grande número de operadores em uma mesma sessão. Naturalmente, a máquina que contém o gerenciador tende a receber grande carga de trabalho, pois provê serviços para todos os operadores. Todavia a maior demanda por processamento tende a ocorrer nos operadores, de acordo com a estratégia de atuação, e esta demanda pode ser arbitrariamente distribuída entre as máquinas disponíveis.

Durante as simulações, é recomendável por questões de desempenho manter desabilitada a criptografia das mensagens. Ao utilizar o AgEx como plataforma para automação para agentes em negociações reais, deve-se entretanto configurar o JADE para utilizar um mecanismo de transporte criptografado (HTTPS) disponível na própria ferramenta. A configuração deste mecanismo de transporte de mensagens de modo seguro é relativamente simples e está documentada na literatura disponível sobre o JADE (BELLIFEMINE; GREENWOOD, 2007).

```
1 public class RandomWalk extends AgExTraderAgent {
2     private int values[]={20000,10000,0,-10000,-20000};
3     private static Random rand;
4
5     public void setupTrader() {
6         rand=new Random();
7     }
8
9
10    public OrdersTO doTrade() throws Exception {
11        QuoteTO price=getQuote("ASSET1");
12        if(price==null)
13            return null;
14
15        int index=(Math.abs(rand.nextInt()))%5;
16
17
18        return createSingleOrder("MSFT",
19            Math.abs(values[index]),price.getClose(),
20            values[index]>0?true:false);
21    }
22
23    public RandomWalk() {
24        super("RandomWalk Trader");
25    }
26 }
27 }
28 }
```

Figura 27: Código de um agente operador muito simples que gera ordens de compra ou venda aleatórias.

6.4 Desenvolvimento de agentes operadores no AgEx

Dada uma estratégia de atuação, a implementação de um agente operador para o sistema AgEx é bastante simples e consiste em criar uma subclasse de *AgExTraderAgent* e implementar dois métodos obrigatórios: *setupTrader* e *doTrade*. O primeiro inicializa o operador segundo suas próprias características. Enquanto, o segundo define o processo de deliberação do agente operador e a decisão de qual ordem deve submetida. Na figura 27, é apresentado como exemplo o código de um operador que submete ordens aleatórias de compra ou venda de 20000,10000 ou zero unidades de um determinado ativo, indicado por seu identificador "ASSET1" na linha 11. Embora tal estratégia seja muito simples, é útil para mostrar a estrutura mínima requerida de um agente operador AgEx.

Na função *setupTrader* (linhas 5 a 7), é feita a configuração inicial do operador.

Neste caso, trata-se da criação da instância do objeto que irá gerar números aleatórios. A determinação de quais ordens devem ser enviadas a cada instante é feita na função *doTrade* (linhas 10 a 21). Os métodos que requererem informações ao *AgEx Manager* são definidos na superclasse *AgExTraderAgent*. Por exemplo, para obter os últimos dados de cotação de um ativo, basta ao operador chamar a função *getQuote* (como mostrado na linha 11). As ordens possíveis são comprar 20.000 ou 10.000 unidades do ativo ASSET1 ou vender tais quantidades da mesma ação ou ainda fazer nada, o que corresponde a uma ordem de compra ou venda com zero unidade. A seleção de qual ordem deve ser submetida é feita na linha 15, através da seleção aleatória de um dos elementos do vetor *values*. Na linha 18, é instanciado um objeto com os dados da ordem. No código da figura 27, pode-se observar ainda a especificação de um construtor sem parâmetros (linhas 23 a 26). Tal construtor é requerido pelo JADE e deve passar para o construtor da sua superclasse o nome padrão do agente a ser criado, nesse exemplo *Random Walk Trader*. Naturalmente, tal operador teria utilidade bastante limitada, devido ao caráter aleatório de suas decisões. Na seção seguinte, é apresentado um operador que segue uma lógica de atuação, utilizada no mercado financeiro (índice de força relativa, IFR).

Há muitos métodos para definição dos momentos para comprar ou vender um determinado ativo baseados na avaliação das séries históricas de preço e ou volume de negociação. Entre tais métodos (discutidos no capítulo 3 há um conhecido como índice de força relativa (RSI, *Relative Strength Index*). Este índice foi utilizado como base para definir um agente, chamado também de IFR, cujo método de deliberação (o principal método de um operador AgEx) é apresentado na figura 28.

6.5 Avaliação Comparativa

Nesta seção, é apresentada uma análise comparativa das características principais de alguns sistemas selecionados que permitem a criação de ambientes de comercialização de ativos, segundo as regras observadas em mercados financeiros. Não se pretende aqui fazer uma avaliação ampla ou contemplando todos os sistemas existentes, apenas avaliar um conjunto significativo de trabalhos recentes. Salienta-se que não se pretende com esta comparação julgar a qualidade dos sistemas apresentados, apenas destacar as diferenças com o sistema AgEx. Os sistemas analisados são eAuctionHouse (WURMAN P.; WELLMAN; WALSH, 1998), eMediator (SANDHOLM, 2000), PXS (KEARNS; ORTIZ, 2003), SFI (LEBARON, 2002), JASA (PHELPS, 2007). Recentemente, um sistema denominado MASSES (AZEVEDO MANOEL TEIXEIRA; LUCENA, 2008) foi desenvolvido e utilizado para realizar uma competição de mesmo nome entre agentes operadores. O

```
1 public OrdersT0 doTrade() throws Exception \{
2   QuoteT0 quote=getQuote(idPaper);
3   currTime++;
4   if(quote!=null)
5     return null;
6
7   double preco=quote.getClose();
8
9   if(currTime<PERIODO) \{
10
11     novo\_dia(preco,dias); //Periodo de Observacao Inicial
12     //ordem nula
13     //executor.addOrdem(this,0,preco);
14     return createOrdemT0(0,preco,true);
15 \}
16 else \{
17   int v;
18   if(ifr(dias)<70) // super vendida: compra
19     v=VOLUME;
20   else if(ifr(dias)>70)//super comprada: vende
21     v=-1*VOLUME;
22   else //indefinido faz nada
23     v=0;
24   novo\_dia(preco,dias);
25
26   return createOrdemT0
27     (Math.abs(v),dias[PERIODO-1],v>0?true:false);
28 \}
29 \}
```

Figura 28: Método de deliberação de um operador AgEx que atua de acordo com o método IFR.

Sistema	eAuctionHouse	eMediator	PXS	SFI	JASA	AgEx
Simulação com Preços Históricos	Não	Não	Sim	Não	Não	Sim
Simulação com Formação de Preços	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Código Aberto	Não	Não	Não	Sim	Sim	Sim

Tabela 3: Comparação entre sistemas selecionados

sistema é capaz de realizar simulações com preços históricos e é acessível através da internet, porém seu código-fonte não é disponibilizado de forma aberta.

A análise comparativa entre estes tais sistemas considerou prioritariamente características relevantes do ponto de vista do estudo da atuação em mercados de ativos financeiros, e é sumariada na tabela 3.

As características destacadas para a avaliação comparativa e o suporte a cada característica oferecida pelos sistemas pode ser observada na tabela 3. As duas primeiras características foram discutidas na seção 6.2, enquanto a terceira refere-se à disponibilidade do código-fonte do sistema livre de taxas. Pode-se observar na tabela 3 que o AgEx é o único sistema que satisfaz a todos os requisitos colocados.

6.6 Conclusões

Neste capítulo, apresentou-se um sistema para a simulação de mercado financeiro, denominada AgEx. Este sistema facilita o trabalho de desenvolver novos agentes operadores ou sistemas multiagentes operadores, pois fornece um ambiente de lançamento, execução, comunicação e testes para tal classe de agentes. O AgEx disponibiliza ainda classes que realizam as atividades básicas de um agente operador, tais como captar dados, enviar ordens para processamento, contabilizar resultados de ordens entre outras. Tais classes funcionam como um modelo ou *framework* para o desenvolvimento de operadores, sem contudo, criar limitações em relação ao mecanismo de deliberação interna dos agentes que é deixado a critério dos seus projetistas, mantendo assim a abrangência de uso da ferramenta.

Como demonstrado pelos operadores definidos na seção 6.4, o sistema AgEx é fiel ao seu objetivo de permitir que o desenvolvedor de sistemas de administração automatizada de ativos concentre-se na definição de estratégias para os agentes operadores, pois liberta-o dos detalhes de implementação referentes ao controle da simulação e comunicação com o simulador de bolsa. Informações mais detalhadas sobre a imple-

mentação e uso do AgEx são disponibilizadas no anexo A.

Uma possível aplicação futura do AgEx seria utilizá-lo também como uma plataforma para atuação de agentes operadores em mercados financeiros reais. De fato, durante o projeto do sistema AgEx buscou-se tornar tal migração possível de ser realizada, sem grandes alterações em sua arquitetura. Na figura 29 (adaptada da figura 21), apresenta-se a arquitetura do AgEx com um módulo de software adicional, *AgEx Exchange Adapter*, que faz a ligação do sistema com um sistema de bolsa de valores real. Apesar de ser essencialmente um simulador para ambiente de mercado financeiro, o AgEx pode ser utilizado também como uma plataforma para a atuação de agentes operadores em bolsas de valores reais. Isto pode ser feito através da substituição do componente AgExBroker por outro que faça a adaptação da interface esperada pelos operadores com aquela fornecida pela Bolsa de Valores escolhida (componente AgEx Exchange Adapter na figura 3). Tal componente é baseado no padrão de projeto adaptador (GAMMA RICHARD HELM; VLISSIDES, 1995) e faz o acoplamento entre a interface fornecida pelo sistema de bolsa e a esperada pelo *AgEx Manager*.

Este mecanismo permitirá o uso do AgEx também como uma plataforma de automação de algoritmos de administração de ativos, além do seu uso como plataforma de simulação. Embora a complexidade de implementar um adaptador entre duas interfaces de software não seja proibitiva, existem nesses casos alguns problemas. Os acessos aos sistemas de bolsa, em geral, são feitos através de empresas corretoras que cobram por tal serviço e oferecem interfaces específicas para uso por seres humanos como, interfaces *web* e não por outro software. Para implementar tal adaptador é necessário uma autorização daqueles que tem acesso direto ao sistema de bolsa, tipicamente corretoras de valores. Portanto, tal adaptador não está disponível atualmente embora se pretenda desenvolvê-lo em futuros trabalhos.

No capítulo seguinte, descrevem-se alguns experimentos realizados e os resultados obtidos com o uso do sistema AgEx com vários agentes operadores, inclusive um sistema que implementa a arquitetura COAST.

Figura 29: Arquitetura do AgEx e suas relações com entidades externas.

7 Experimentos e Resultados

Este capítulo descreve os experimentos e resultados obtidos com as diferentes simulações realizadas durante este trabalho. Inicialmente, definem-se os experimentos na seção 7.1. Na seção 7.2, apresentam-se os resultados obtidos com um conjunto de agentes operadores, implementados utilizando a infra-estrutura AgEx. Em seguida na seção 7.3, são descritos os experimentos realizados e os respectivos resultados com a arquitetura CTCS. Na seção 7.4, são discutidos os resultados de experimentos com o uso da arquitetura COAST, compreendendo ainda uma comparação entre os desempenhos exibidos pela arquiteturas CTCS e COAST.

7.1 Definição dos Experimentos

Freqüentemente, estudos em administração automatizada de ativos apresentam avaliação experimental bastante limitada, por exemplo, utilizando poucos ativos (às vezes apenas um) e períodos de avaliação bastante curtos. Além disso, devem-se evitar critérios de seleção de ativos e períodos não explícitos para evitar escolhas tendenciosas. Tais problemas podem levar a conclusões equivocadas e generalizações perigosas sobre o desempenho dos agentes em períodos e ativos que não foram avaliados.

Nos vários experimentos realizados, tentou-se evitar tais problemas selecionando dados reais de negociação em bolsa de valores sobre um período de avaliação longo e utilizando ativos de diferentes setores econômicos. Foram realizados vários experimentos com diferentes períodos de avaliação e conjunto de ativos. Naturalmente quando o objetivo era comparar o desempenho entre agentes, estes operavam com os mesmos ativos em um mesmo período, entretanto devido a ordem cronológica de criação dos sistemas: CTCS, AgEx e COAST, vários experimentos diferem em termos de período de avaliação. As configurações dos experimentos realizados com os sistemas AgEx, CTCS e COAST são descritas detalhadamente nas seções 7.2.1, 7.3.1 e 7.4.1, respectivamente.

Não é possível estabelecer um limite absoluto e incontestado do que seria um período

de avaliação suficientemente longo ou um conjunto de ativos suficientemente amplo. Buscou-se utilizar grandezas que fossem razoáveis em termos de período de investimento e número de ativos selecionado por um investidor ou analista de investimentos, como referência para tais grandezas pode-se observar também os períodos de avaliação e número de ativos, utilizado por outros trabalhos com foco em administração automatizada de ativos. Na tabela 4, são apresentados alguns trabalhos com o maior período de avaliação e maior número de ativos utilizados.

Trabalho	Maior número de ativos	Maior período de avaliação
SSMM (KENDALL; SU, 2003b)	5	16 anos
Agente RL (SHERSTOV; STONE, 2004)	1	10 dias ¹
MASST (LUO; LIU, 2001)	1	2 anos
PSO (KENDALL; SU, 2005)	20	5 anos

Tabela 4: Períodos de Avaliação e número de ativos máximos utilizados em alguns trabalhos selecionados.

Na tabela 5, são explicitados as várias configurações de período de avaliação e conjunto de ativos realizados e cujos resultados serão apresentados nas seções seguintes.

Id	Sistema	Número de ativos	Período de avaliação
C1	AgEx	14	19 anos (jan/1989 a dez/2007)
C2	AgEx	14	5 anos (jan/2003 a dez/2007)
C3	CTCS	10	20 anos (set/1986 a ago/2006)
C4	CTCS	40	15 anos (set/1991 a ago/2006)
C5	CTCS	70	10 anos (set/1996 a ago/2006)
C6	CTCS	90	5 anos (set/2001 a ago/2006)
C7	COAST	14	10 anos (set/1986 a ago/2006)
C8	COAST vs. CTCS	10	5 anos (set/1986 a ago/1991)

Tabela 5: Configurações de experimentos em termos de número de ativos e períodos de avaliação.

7.2 Experimentos com Agentes Operadores AgEx

A infra-estrutura AgEx foi utilizada em vários experimentos para analisar cinco estratégias baseadas em indicadores técnicos: *Relative Strenght Index* (RSI), *Price Oscillator* (PriOsc), *Moving Average* (MA), *Moving Average Convergence-Divergence* (MACD) e *Stochastic*. Tais indicadores são amplamente utilizados por analistas financeiros como parte de seu processo de decisão de investimento. Estas estratégias foram implementadas como agentes operadores no AgEx, sendo que foram necessárias menos de 150 linhas de código Java para implementar cada uma delas, utilizando

as classes disponibilizadas pelo AgEx. Isto indica que a infra-estrutura realmente reduz o esforço para implementação de agentes operadores, pois a implementação feita anteriormente para o CTCS (sem uso do AgEx) das mesmas técnicas demandava até 300 linhas de código. Os indicadores técnicos utilizados aqui foram detalhados na seção 3.3.2.1. Com o intuito de avaliar o desempenho do operador em relação aos seus próprios ativos, foi desenvolvido um agente operador que simplesmente compra e mantém uma unidade de cada ativo definido como de seu interesse. Este operador, denominado *Buy and Hold*, é útil para informar sobre a evolução dos preços dos ativos. É esperado que uma boa estratégia de operação supere o desempenho da estratégia *Buy and Hold*, embora nem sempre tal meta seja simples de conseguir, como discutido na seção 3.3.

7.2.1 Configuração dos Experimentos

ID	Name	ID	Name
AAPL	Apple Inc.	DELL	Dell Inc
ADBE	Adobe Sys. Inc.	INTC	Intel Corp.
ALTR	Altera Corp.	JAVA	Sun Microsystems
AMAT	Applied Materials Inc.	MSFT	Microsoft Corp.
AMGN	Amgen Inc.	ORCL	Oracle Corp.
CMCSA	Comcast Corp.	PCAR	PACCAR Inc.
COST	Costco Wholesale Corp.	ROST	Ross Stores Inc.

Tabela 6: Ações utilizadas em experimentos simulados.

Na avaliação dos operadores AgEx, tentou-se evitar os problemas apontados em 7.1 selecionando dados reais de negociação em bolsa de valores sobre um período de avaliação longo e utilizando ativos de diferentes setores econômicos (tecnologia, saúde, serviços, bens de consumo e vestuário). Foram selecionadas companhias listadas no índice Nasdaq 100, que congrega as 100 maiores e mais relevantes empresas negociadas naquela bolsa. Infelizmente, muitas companhias listadas no índice são relativamente novas e portanto não dispõem de longas séries temporais de dados de negociação. De fato, apenas dez companhias listadas tem mais de vinte anos de histórico. Optou-se por reduzir o período em um ano, pois desta forma catorze companhias poderiam ser selecionadas já que tinham o histórico de dezenove anos de operação. Os ativos selecionados tem histórico de negociação do primeiro dia de janeiro de 1989 até o último dia de dezembro de 2007, correspondente a configuração C1 na tabela 5. A lista de ativos e o nome da companhia a que se referem são apresentados na tabela 6.

7.2.2 Avaliação do Desempenho em Termos de Risco e Retorno

Foram realizadas simulações com os seis agentes operadores descritos anteriormente sobre todo o período de 1 de janeiro de 1989 até 31 de dezembro de 2007, onde cada agente podia operar com os catorze ativos listados na tabela 6, correspondente a configuração C1 na tabela 5. Os resultados obtidos em termos de retorno anual e risco, mensurado como o desvio padrão dos retornos diários, são apresentados nas figuras 30 e 31, respectivamente. Estes resultados mostram que não há operador que supere os demais de modo consistente ao longo do período de avaliação. Na verdade, vários operadores se revezam na primeira posição tanto em retorno quanto na avaliação de risco. As tabelas 7 e 8 apresentam tal fato de modo mais claro. Nestas tabelas, são apresentados o número de vezes que cada estratégia obteve o primeiro, segundo e terceiro lugares em termos de desempenho. Assim, na tabela 7 pode-se observar que a estratégia **Buy and Hold** obteve o primeiro lugar três vezes, enquanto a estratégia *MA* obteve o primeiro lugar cinco vezes e segundo lugar apenas duas vezes. Nas tabelas 7 e 8, os operadores são listados em ordem alfabética e a classificação é feita de acordo com o número de primeiros, segundos e terceiros lugares obtidos. Ao analisar o retorno final na tabela 7, observa-se que o agente *PriOsc* obteve o melhor desempenho em seis anos e foi o segundo melhor em um ano. Pode-se verificar que o operador *MA* teve desempenho similar pois obteve melhor desempenho em cinco anos e foi o segundo melhor em dois anos contra apenas um ano do operador *PriOsc*. Os outros agentes apresentam desempenho inferior, mas todos conseguiram o melhor desempenho em algum ano, excetuando-se o operador *RSI*. Portanto, pode-se concluir que não há superioridade consistente de nenhum dos operadores analisados em relação a retorno final. Possivelmente, uma estratégia de operação que mesclasse as estratégias técnicas implementadas poderia obter melhores resultados. Além disso, o baixo desempenho do operador *Buy and Hold* indica que é possível obter bons desempenhos utilizando estratégias ativas, como discutido na seção 3.3.

Operador	Classificação	1o.	2o.	3o.
<i>Buy And Hold</i>	4	3	6	6
<i>MA</i>	2	5	2	1
<i>MACD</i>	5	1	3	4
<i>PriOsc</i>	1	6	1	1
<i>RSI</i>	6	0	5	5
<i>Sthocastic</i>	3	4	2	2
Total	-	19	19	19

Tabela 7: Classificação dos operadores de acordo com as posições no critério de retorno anual.

Figura 30: Retornos anuais por agente operador.

Comparando os resultados da tabela 7 com o desempenho em risco apresentado na tabela 8, pode-se observar que os operadores com bom desempenho, segundo o critério de retorno, obtiveram tal resultado ao custo de assumirem maiores riscos. Por exemplo, o operador *PriOsc* (primeiro em retorno) mostrou-se o pior segundo o critério de risco, enquanto o agente *Buy and Hold* (quarto em retorno) é o segundo em risco. Esta quase inversão de desempenho não é uma surpresa. De fato, é compatível com a noção comum que para obter maiores retornos, é preciso também aceitar riscos maiores.

Operador	Classificação	1o.	2o.	3o.
<i>Buy And Hold</i>	2	4	6	5
MA	5	2	7	2
MACD	3	4	0	4
<i>PriOsc</i>	6	0	3	2
RSI	1	6	2	1
<i>Sthocastic</i>	4	3	1	5
Total	-	19	19	19

Tabela 8: Classificação dos operadores de acordo com as posições no critério de risco.

7.2.3 Avaliação da Influência de Taxas de Operação

Uma hipótese muitas vezes assumida implicitamente no projeto de operadores autônomos é que como as taxas de operação são cobradas de todos, independentemente de sua estratégia, as estratégias poderiam ser testadas sem taxas e seus resultados comparados diretamente, porque a incidência das taxas iria reduzir o desempenho de um modo aproximadamente uniforme, sem beneficiar esta ou aquela estratégia. Como discutido no capítulo 6, a infra-estrutura AgEx permite simulações com taxas de operação. Utilizou-se esta funcionalidade do AgEx para testar essa hipótese comum. Repetiu-se o cenário descrito na seção 7.2.2, porém incluindo uma taxa fixa de 10\$ dólares mais

Figura 31: Risco por agente operador.

e adicionados a 0.5% do valor da transação. Apesar do fato das taxas poderem variar entre diferentes corretoras e até mesmo uma mesma corretora manter valores especiais para grandes clientes, taxas desse nível podem ser consideradas típicas na bolsa Nasdaq. Os resultados obtidos utilizando a mesma configuração de experimentos C1 descrita na tabela 5 são sumariados por operadores e apresentados na tabela 9, que é análoga a tabela 7 apresentada na seção 7.2.2.

Operador	Classificação	1o.	2o.	3o.
<i>Buy And Hold</i>	2	5	4	6
MA	3	4	2	2
MACD	5	1	2	2
<i>PriOsc</i>	1	6	1	2
RSI	6	0	8	4
<i>Sthocastic</i>	4	3	2	3
Total	-	19	19	19

Tabela 9: Classificação dos operadores de acordo com as posições no critério de retorno anual, considerando taxas de operação.

Como era esperado, todos os operadores sofreram uma leve perda de rentabilidade, porém alguns foram mais afetados que outros. Analisando a tabela 9, pode-se perceber que o operador *Buy and Hold* está em melhor posição que a posição observada do mesmo agente na tabela 7. Isto ocorre porque este agente submete menos ordens e conseqüentemente paga menor volume de taxas. Desta forma, um operador pode beneficiar-se através de uma menor frequência de submissão de ordens ou através da submissão de ordens com menor volume. Houve poucas alterações na avaliação por risco ao introduzir taxas na simulação, como pode ser observado na tabela 10.

7.2.4 Avaliação do Desempenho do Operador por Ativo

A figura 32 apresenta o retorno diário médio dos seis operadores para cada um dos

Operador	Classificação	1o.	2o.	3o.
<i>Buy And Hold</i>	4	2	6	5
MA	3	2	7	2
MACD	2	3	0	4
<i>PriOsc</i>	6	0	3	2
RSI	1	10	2	1
<i>Sthocastic</i>	5	2	1	5
Total	-	19	19	19

Tabela 10: Classificação dos operadores de acordo com as posições no critério de risco, considerando taxas de operação.

Figura 32: Retorno médio por agente operador, utilizando o ambiente AgEx.

catorze ativos selecionados do início de 2003 ao final de 2007, correspondente a configuração C2 na tabela 5. Pode-se perceber que um operador com ótimo desempenho para um determinado ativo pode ter desempenho bastante baixo em outro ativo. Por exemplo, o operador RSI obteve o melhor desempenho quando atuando com o ativo AAPL, mas foi apenas o quarto ao atuar com o ativo AMGN.

7.2.5 Análise dos Resultados

Foi realizada uma quantidade significativa de experimentos simulados sobre um período de dezenove anos utilizando catorze diferentes ativos, e verificada a influência de taxas de operação no desempenho dos operadores. Os resultados obtidos foram analisados em termos de risco e retorno. Tais critérios mostraram que não há estratégia dentre as analisadas que seja dominante ao longo do tempo e nenhum operador apresentou desempenho destacado em todos os ativos avaliados. A análise da influência das taxas de operação mostrou que estas podem prejudicar mais fortemente operadores com grande número de ordens ou volumes de transação em termos de retorno, porém os efeitos na medida de risco são desprezíveis.

Estes resultados permitem concluir que novas estratégias compondo várias estra-

tégias distintas de modo eficiente, poderiam atingir bons resultados em termos de risco e retorno. Estas conclusões foram motivadoras para o desenvolvimento da arquitetura CTCS e COAST cujos resultados são apresentados e discutidos nas próximas seções.

7.3 Experimentos com a Arquitetura CTCS

7.3.1 Configuração dos Experimentos

Para avaliar a arquitetura CTCS, adotou-se uma abordagem de simulação com tempo discretizado, utilizando dados reais oriundos da bolsa eletrônica Nasdaq (EXCHANGE, 2009). Cada agente operador submete uma ordem por ciclo de simulação. Nas simulações apresentadas neste capítulo, um ciclo de simulação corresponde a um dia de operação ². Uma ordem dada por um operador especifica o ativo alvo, o tipo de operação (compra ou venda) e a quantidade de unidades que devem ser transacionadas. Ordens com quantidade nula são aceitáveis e representam a decisão do operador de não comprar, nem vender naquele ciclo de simulação. Todas as ordens são executadas a preço de mercado, isto é o preço médio naquele dia. Cada operador pode acessar dados de cotações de todos os ciclos anteriores, mas nunca o preço corrente. A simulação aloca para cada operador um capital inicial, usualmente 1 milhão de dólares, que os operadores podem utilizar para comprar ativos. As ordens de cada operador são limitadas ao seu próprio capital. Não é possível comprar ativos que valem mais que seu capital, nem vender ativos que o agente não tenha no ciclo de simulação corrente. Em outras palavras, são proibidas compras ou venda a descoberto, ou operações de mercado futuro. Por simplicidade, decidiu-se nestes experimentos não computar taxas de corretagem ou emolumentos de bolsa de valores nas transações dos operadores.

Para evitar direcionamentos na seleção de ativos, utilizou-se o índice Nasdaq 100 (EXCHANGE, 2009), que lista os 100 ativos mais importantes da Nasdaq, para selecionar os papéis para a simulação. As cotações referem-se ao período entre setembro de 1986 a setembro de 2006 e foram obtidas através do serviço *Yahoo Finance* (YAHOO, 2009). Entretanto, muitas companhias listadas no índice Nasdaq 100 são empresas novas e por isso não tem informação histórica de preços de ativos para todo o período. Por esta razão, agrupou-se as empresas em quatro conjuntos de dados de acordo com o período disponível de cotações: 20 anos (10 ativos), 15 anos (40 ativos), 10 anos (70 ativos) e 5 anos (90 ativos). Estes experimentos correspondem às configurações C3, C4, C5 e C6 da tabela 5, respectivamente. Há ainda 10 ativos no Nasdaq 100 com menos de cinco anos de histórico de preço e, portanto tais ativos não foram incluídas nas simulações.

²Mudanças da duração real do ciclo de simulação podem ser feita de modo simples, através de um parâmetro em arquivo de configuração.

As simulações foram divididas em dois grupos, a primeira contando com seis agentes operadores e a segunda com apenas quatro destes agentes, inclusive a arquitetura CTCS. Em ambos os grupos foram realizadas quatro sessões para cada operador, uma para cada conjunto de dados. Desta forma, foram realizadas vinte e quatro sessões no primeiro grupo e dezesseis no segundo grupo. Os resultados são descritos em seguida.

Utilizou-se nas simulações cinco estratégias distintas para agentes operadores: *Relative Strenght Index* (RSI), *Price Oscillator* (PriOsc), *Moving Average* (MA), *Moving Average Convergence-Divergence* (MACD) e *Stochastic*, descritas na seção 4.2. A composição destas estratégias forma a estratégia de atuação do sistema CTCS. Para obter total flexibilidade, a sociedade terá cinco agentes para cada ativo a ser administrada, cada um utilizando uma estratégia disponível. Adicionalmente, cada sociedade tem um agente coordenador e um solucionador de conflitos. Com isto, o número de agentes na sociedade CTCS é definido pelo produto do número de ativos pelo número de estratégias utilizadas mais dois agentes, que são o agente coordenador e o solucionador de conflitos. Assim, os grupos apresentam o seguinte número de agentes, considerando cinco estratégias: 20 anos (52 agentes), 15 anos (202 agentes), 10 anos (352 agentes) e 5 anos (452 agentes).

A lista de ativos e o respectivo grupo ao qual pertencem são apresentados na tabela 11. Os grupos mais antigos são sub-conjuntos dos grupos mais novos, uma vez que se um ativo tem 20 anos de histórico de preço, naturalmente ele também tem histórico de 15, 10 e 5 anos. Na tabela 11, associa-se cada ativo ao grupo de maior período ao qual pertence..

7.3.2 Resultados das Simulações

As simulações foram divididas em dois grupos de simulações cada um utilizando as configurações dos experimentos descritos anteriormente. O primeiro grupo utilizava três estratégias técnicas para definir a sociedade CTCS, enquanto o segundo utilizava cinco estratégias. Isto foi feito para analisar o impacto no desempenho da sociedade ao utilizar-se mais estratégias na composição da sociedade CTCS. Os resultados da sociedade com três estratégias são apresentados na figura 33, onde cada coluna indica um grupo de ativos gerenciado pelos agentes operadores. É possível perceber que o desempenho da sociedade melhora quando o número de ativos aumenta, uma vez que o melhor desempenho é obtido pelo grupo de 5 anos, que tem o maior número de agentes. No grupo de simulações com cinco estratégias, o desempenho foi superior, como mostra a figura 34. Estes resultados mostram melhor desempenho da sociedade do que aquele obtido quando são utilizados apenas três estratégias. Este resultado confirma

Id Ativo	Grupo	Id AçoAtivoão	Grupo	Id Ativo	Grupo	Id Ativo	
ADST	5	PDCO	10	ESRX	10	ALTR	15
AKAM	5	SBUX	10	LNCR	10	ERTS	15
AMZN	5	SEPR	10	MCHP	10	EXPD	15
ATYT	5	SNDK	10	NTAP	10	FAST	15
BEAS	5	URBN	10	MXIM	15	FISV	15
BRCM	5	WFMI	10	ORCL	15	GENZ	15
CHRW	5	YHOO	10	PAYX	15	KLAC	15
CTSH	5	AMLN	10	SPLS	15	LLTC	15
EBAY	5	ATVI	10	SUNW	15	LRCX	15
GRMN	5	BBBY	10	SYMC	15	MEDI	15
ISRG	5	BIIB	10	TEVA	15	MICC	15
JNPR	5	CDWC	10	TLAB	15	ADBE	20
JOYG	5	CHKP	10	XLNX	15	AMAT	20
MRVL	5	CKFR	10	XRAY	15	AMGN	20
NVDA	5	CMVT	10	APCC	15	BMET	20
RHAT	5	CTXS	10	APOL	15	AAPL	20
RIMM	5	DISH	10	CDNS	15	COST	20
SIRI	5	FLEX	10	CELG	15	INTC	20
VRSN	5	GILD	10	CMCSA	15	MSFT	20
XMSR	5	IACI	10	CSCO	15	PCAR	20
PETM	10	INTU	10	CTAS	15	ROST	20
PTEN	10	JDSU	10	DELL	15		
QCOM	10	LAMR	10	ERIC	15		

Tabela 11: Ativos utilizadas nos experimentos CTCS e o grupo ao qual cada ativo pertence.

nossa expectativa sobre o uso de mais estratégias. A sociedade parece apresentar melhor desempenho quando tem mais opções para realocações, ou em outras palavras, quando tem mais agentes operadores. Em todos os experimentos, utilizou-se os parâmetros período de observação e constante de calibração de recursos com valores de 40% do tempo total da simulação em ciclos e 0.999, respectivamente.

7.3.3 Análise dos Resultados

De acordo com o índice de Sharpe, os resultados obtidos mostram que a arquitetura proposta aqui obteve resultados superiores aos obtidos pelos operadores individuais, no grupo de 90 ativos (5 anos). Nos grupos com menor número de ativos, os resultados foram medianos. Isto ocorre porque com mais opções de escolha, o mecanismo de coordenação tem mais poder para redistribuir recursos entre os ativos e estratégias.

Pelos gráficos da figura 34, é possível perceber que os operadores RSI e *Price Oscillator* tem um desempenho bastante consistente quando comparado aos demais

Figura 33: CTCS: Índice de Sharpe obtido pelos grupos de agentes com três estratégias e CTCS composto por operadores com as mesmas estratégias.

Figura 34: CTCS: Índice de Sharpe obtido pelos grupos de agentes com cinco estratégias e CTCS composto por operadores com as mesmas estratégias.

operadores. Esta situação deixa pouco espaço para melhoras para a sociedade, porque há poucos momentos onde estes agentes são superados pelos outros. A sociedade CTCS tenta explorar estes momentos para obter melhores resultados que os obtidos pelos operadores individuais. Esta limitação pode ser superada pela introdução de novas estratégias de operação ou formas mais sofisticadas e eficientes de realizar as realocações.

7.4 Experimentos com a Arquitetura COAST

Para avaliar o desempenho da arquitetura COAST, foi implementada uma versão da arquitetura na plataforma Java e realizados uma série de experimentos para aferir seu desempenho em ambiente controlado. Esta seção descreve os experimentos, apresenta os resultados obtidos e os analisa. A implementação da arquitetura é detalhada no anexo B.

7.4.1 Configuração dos Experimentos

Foram realizados vários experimentos com diferentes perfis de investidores, envolvendo ações de catorze empresas (ver tabela 6) e utilizando dados reais de negociação do período de janeiro de 1999 a dezembro de 2008, correspondente a configuração C7 na tabela 5. No caso da arquitetura COAST, os experimentos são caracterizados não apenas pelo período de avaliação e ativos, mas também pela definição do perfil de investidor. Conforme descrito anteriormente, este perfil pode ser de quatro tipos distintos onde os três primeiros têm parâmetros que definem o investidor, a saber: I1- investidor de risco limitado (parâmetro limite máximo aceitável de risco), I2- investidor de retorno limitado (parâmetro: limite mínimo aceitável de retorno), I3 - investidor de risco e retorno limitados (parâmetros: limite máximo de risco e limite mínimo de retorno) e I4 - investidor de solução compromisso entre risco e retorno (sem parâmetros). Nesta seção, são apresentados resultados obtidos por experimentos simulados com estes perfis de investidores com algumas variações de parâmetros. Tais resultados são comparados com os resultados obtidos pela estratégia de referência, *Buy and Hold* e a evolução de dois índices da bolsa durante o mesmo período.

As simulações realizadas envolveram nove perfis de investidor distintos, durante dez anos de dados reais. Desta forma, foram realizados nove sessões de simulação, cada um contemplando dados no período de dez anos. Considerando um tempo computacional de dois segundos para cada ciclo de simulação e que haverá aproximadamente 250 dias (um ciclo de simulação) em um ano, pode-se estimar que cada sessão

demorou aproximadamente 1h e 24 min. ($2 \times 250 \times 10$ segundos). Em cada uma das nove sessões são gerados 150 arquivos ($((14+1) \times 10)$) de dados referentes as ordens oferecidas por cada um dos 14 coordenadores, mais um arquivo com dados condensados da evolução do patrimônio dos coordenadores e da sociedade como um todo, ao longo dos dez anos. Assim, considerando os nove perfis de investidores utilizados tem-se aproximadamente 12h 36min de tempo computacional de simulação e 1350 arquivos de dados gerados, que consistem a fonte de dados para a construção das tabelas e gráficos que são apresentados em seguida. O anexo B descreve detalhadamente o formato e as informações contidas nos arquivos de dados gerados pelo COAST.

Os valores obtidos pela carteira dos catorze papéis selecionados e mantidos com peso iguais dentro do portfólio pela estratégia *Buy and Hold* em termos de retorno médio por ciclo e risco são apresentados na tabela 12.

	1999	2000	2001	2002	2003
Risco(%)	3,347	3,357	2,728	4,082	2,091
Retorno(%)	0,067	-0,216	0,037	0,073	0,022
	2004	2005	2006	2007	2008
Risco(%)	1,266	0,867	1,116	1,482	2,822
Retorno(%)	0,008	0,004	0,006	0,011	-0,166

Tabela 12: Resultados em termos de risco e retorno médio por ciclo obtidos pelos papéis selecionados no período de avaliação

Como pode ser observado na tabela 12, em dois anos (2000 e 2008) houve retorno negativo e elevado nível de risco. Esses dois anos correspondem a períodos de grave crise. O primeiro referente ao episódio que ficou conhecido como estouro da bolha das empresas *ponto-com* (FSP, 2000), enquanto o segundo coincide com o início da crise global relacionada a derivativos financeiros americanos (FSP, 2008).

Os limites de risco e retorno foram definidos com base nos valores médios apresentados pela estratégia *Buy and Hold*, explicitados na tabela 13. Tais limites são utilizados para definir os perfis de investidor que serão simulados em experimentos, os quais estão descritos na subseção seguinte.

Risco Médio	2,683%
Limite de Risco Alto	2% (25% inferior ao médio)
Limite de Risco Baixo	1% (60% inferior ao médio)
Retorno Médio	-0,166%
Limite de Retorno Alto	0,002% (110% superior ao médio)
Limite de Retorno Baixo	0,001% (105% superior ao médio)

Tabela 13: Limites e média de risco e retorno observados no período de avaliação

7.4.2 Resultados das Simulações

O sistema COAST será tão mais eficiente em atender ao critério de risco limitado quanto maior a probabilidade de manter a sociedade dentro do limite definido pelo investidor. Naturalmente, quanto menor o risco mais difícil será atender tal limite, chegando inclusive a inviabilização de atendimento, no caso de limite de risco muito baixo.

Na tabela 14, são apresentados os limites de risco e retorno definidos para os experimentos. Tais limites, em conjunto com o perfil de investidor, definem nove configurações de experimentos a serem realizados durante os dez anos do período de avaliação selecionado (1999-2008).

Perfil de Investidor	Limite de Risco (máximo)	Limite de Retorno (mínimo) /ciclo
I1 - RISCO ALTO	2%	NA
I1 - RISCO BAIXO	1%	NA
I2 - RETORNO ALTO	NA	0,002%
I2 - RETORNO BAIXO	NA	0,001%
I3 - RISCO ALTO e RETORNO ALTO	2%	0,002%
I3 - RISCO ALTO e RETORNO BAIXO	2%	0,001%
I3 - RISCO BAIXO e RETORNO ALTO	1%	0,002%
I3 - RISCO BAIXO e RETORNO BAIXO	1%	0,001%
I4 - INVESTIDOR PERFIL I4	Não aplicável(NA)	NA

Tabela 14: Limites de risco e retornos adotados para cada perfil de investidor.

Na tabela 15, apresenta-se o percentual de atendimento ao limite de risco e retorno nos dez anos do período de avaliação para os perfis selecionados de investidores obtidos pelo COAST, pelo índice Nasdaq 100 (que congrega as 100 mais relevantes empresas daquela bolsa) e o índice Nasdaq *Composite* (que é um dos principais indicadores divulgados pela própria organização da bolsa). Pode-se observar que é mais bem sucedido em atender a qualquer um dos perfis avaliados. Os resultados obtidos pelos dois índices são muito próximos, o que faz com que os percentuais de sucesso sejam idênticos. Os dados completos referentes aos índices Nasdaq 100 e *Composite* são apresentados na tabela 21 no anexo C. Os resultados completos do desempenho da sociedade de agentes competitivos COAST são explicitados no anexo C mais especificamente na tabela 22.

Nas tabelas 16, 17 e 18 são comparados os desempenhos obtidos pelo COAST para os nove perfis avaliados em relação estratégia *Buy and Hold*, índice Nasdaq 100

Perfil de Investidor	Percentual de Sucesso COAST	Percentual de Sucesso Nasdaq 100	Percentual de Sucesso Nasdaq <i>Composite</i>
I1 - RISCO ALTO	90%	60%	60%
I1 - RISCO BAIXO	30%	20%	20%
I2 - RETORNO ALTO	70%	40%	40%
I2 - RETORNO BAIXO	90%	40%	40%
I3 - RISCO ALTO e RETORNO ALTO	60%	0%	0%
I3 - RISCO ALTO e RETORNO BAIXO	90%	0%	0%
I3 - RISCO BAIXO e RETORNO ALTO	10%	0%	0%
I3 - RISCO BAIXO e RETORNO BAIXO	30%	0%	0%
I4 - INVESTIDOR PERFIL I4	NA	NA	NA
Média Geral (exceto I4)	59%	20%	20%

Tabela 15: Taxas percentuais de sucesso do COAST, Nasdaq 100 e Nasdaq *Composite* no atendimento ao perfil do investidor ao final de cada ano do período de avaliação em termos de risco e retorno.

e índice Nasdaq *Composite*, respectivamente.

Perfil	Risco	Retorno	Superação em Risco	Superação em Retorno	Superação em Risco e Retorno
<i>Buy and Hold</i> - Período Total	2,683%	-0,015%	Não aplicável	Não aplicável	Não aplicável
I1 - RISCO ALTO	1,295%	0,003%	Sim	Sim	Sim
I1 - RISCO BAIXO	1,308%	0,003%	Sim	Sim	Sim
I2 - RETORNO ALTO	1,356%	0,006%	Sim	Sim	Sim
I2 - RETORNO BAIXO	1,332%	0,005%	Sim	Sim	Sim
I3 - RISCO ALTO e RETORNO ALTO	1,343%	0,005%	Sim	Sim	Sim
I3 - RISCO ALTO e RETORNO BAIXO	1,322%	0,006%	Sim	Sim	Sim
I3 - RISCO BAIXO e RETORNO ALTO	1,335%	0,005%	Sim	Sim	Sim
I3 - RISCO BAIXO e RETORNO BAIXO	1,383%	0,006%	Sim	Sim	Sim
I4 - INVESTIDOR PERFIL I4	1,373%	-0,003%	Sim	Sim	Sim

Tabela 16: Resultados obtidos pelo COAST atendendo a nove perfis de investidores comparados à estratégia *Buy and Hold* dos mesmos ativos financeiros.

Perfil	Risco	Retorno	Superação em Risco	Superação em Retorno	Superação em Risco e Retorno
Nasdaq 100	2,254%	0,042%	Não aplicável	Não aplicável	Não aplicável
I1 - RISCO ALTO	1,295%	0,003%	Sim	Não	Não
I1 - RISCO BAIXO	1,308%	0,003%	Sim	Não	Não
I2 - RETORNO ALTO	1,356%	0,006%	Sim	Não	Não
I2 - RETORNO BAIXO	1,332%	0,005%	Sim	Não	Não
I3 - RISCO ALTO e RETORNO ALTO	1,343%	0,005%	Sim	Não	Não
I3 - RISCO ALTO e RETORNO BAIXO	1,322%	0,006%	Sim	Não	Não
I3 - RISCO BAIXO e RETORNO ALTO	1,335%	0,005%	Sim	Não	Não
I3 - RISCO BAIXO e RETORNO BAIXO	1,383%	0,006%	Sim	Não	Não
I4 - INVESTIDOR PERFIL I4	1,373%	-0,003%	Sim	Não	Não

Tabela 17: Resultados obtidos pelo COAST atendendo a nove perfis de investidores comparados ao índice Nasdaq 100 no mesmo período de avaliação.

Perfil	Risco	Retorno	Superação em Risco	Superação em Retorno	Superação em Risco e Retorno
Nasdaq Composite	1,923%	0,032%	Não aplicável	Não aplicável	Não aplicável
I1 - RISCO ALTO	1,295%	0,003%	Sim	Não	Não
I1 - RISCO BAIXO	1,308%	0,003%	Sim	Não	Não
I2 - RETORNO ALTO	1,356%	0,006%	Sim	Não	Não
I2 - RETORNO BAIXO	1,332%	0,005%	Sim	Não	Não
I3 - RISCO ALTO e RETORNO ALTO	1,343%	0,005%	Sim	Não	Não
I3 - RISCO ALTO e RETORNO BAIXO	1,322%	0,006%	Sim	Não	Não
I3 - RISCO BAIXO e RETORNO ALTO	1,335%	0,005%	Sim	Não	Não
I3 - RISCO BAIXO e RETORNO BAIXO	1,383%	0,006%	Sim	Não	Não
I4 - INVESTIDOR PERFIL I4	1,373%	-0,003%	Sim	Não	Não

Tabela 18: Resultados obtidos pelo COAST atendendo a nove perfis de investidores comparados ao índice Nasdaq Composite no mesmo período de avaliação.

7.4.3 Análise comparativa de desempenho CTCS e COAST

Embora a arquitetura COAST guarde muitas semelhanças com sua predecessora CTCS. Foram introduzidas, além do modelo explícito de perfil de investidor, algumas mudanças no papel dos agentes e na sua forma de interagir. Estas mudanças foram a adoção de múltiplos coordenadores, o estabelecimento de um mecanismo de negociação entre eles e a alteração do papel de agentes operador para agente conselheiro com alterações na forma de medir o desempenho destes, como discutido no capítulo 5. Com o intuito de verificar se a introdução de tais alterações teve efeito significativo no desempenho final da sociedade, foram realizados alguns experimentos simulados em um período de cinco anos entre setembro de 1986 a agosto de 1991, correspondente a configuração C8 na tabela 5, utilizando as duas arquiteturas contemplando os nove perfis já descritos e utilizados no COAST e uma sociedade CTCS com cinco estratégias, de modo a comparar as duas arquiteturas em termos de desempenho. Os resultados são apresentados na tabela 19.

Sistema e Perfil de Investidor	Índice de Sharpe	Superação em Índice de Sharpe
CTCS: Perfil Único	2,804%	Não aplicável
COAST: I1 - RISCO ALTO	3,826%	Sim
COAST: I1 - RISCO BAIXO	3,850%	Sim
COAST: I2 - RETORNO ALTO	3,831%	Sim
COAST: I2 - RETORNO BAIXO	3,812%	Sim
COAST: I3 - RISCO ALTO e RETORNO ALTO	3,829%	Sim
COAST: I3 - RISCO ALTO e RETORNO BAIXO	3,843%	Sim
COAST: I3 - RISCO BAIXO e RETORNO ALTO	3,831%	Sim
COAST: I3 - RISCO BAIXO e RETORNO BAIXO	3,831%	Sim
COAST: I4 - INVESTIDOR PERFIL I4	3,838%	Sim

Tabela 19: Resultados obtidos pelo COAST atendendo a nove perfis de investidores comparados ao desempenho do CTCS.

Os resultados apontam para uma dominância do COAST em relação ao CTCS, mesmo nos perfis onde o objetivo não é necessariamente maximização de riscos. Provavelmente, uma melhor escolha dos parâmetros da taxas de transferências e períodos de quarentena contribuiu para tal ganho de desempenho. Entretanto, certamente as mudanças arquiteturais introduzidas tais como a presença de coordenadores especializados por ativo e a negociação entre eles contribuíram para tal ganho de desempenho. É interessante ainda observar que as comparações em base de dados comuns, foram bastante difíceis de realizar devido as próprias dificuldades de uso da primeira arquitetura proposta, que não faz uso do sistema AgEx.

7.4.4 Análise dos Resultados

7.4.4.1 Atendimento ao Perfil de Investidor

Os resultados apresentados nas tabelas 17 e 18 mostram claramente uma superioridade da COAST em relação ao atendimento dos perfis na comparação com os índices Nasdaq 100 e *Composite*. Pode-se argumentar que o objetivo dos índices não é atender a tais perfis, mas sim representar o comportamento do mercado. Entretanto, conforme discutido anteriormente neste capítulo, não há sistemas conhecidos que abordem os perfis aqui propostos. Conseqüentemente, um investidor com um destes perfis teria como opções reais estes índices, além de fundos de investimento os mais variados. Por tal razão, é viável fazer tal comparação, pois seria a realidade enfrentada pelo próprio investidor.

7.4.4.2 Desempenho em Termos de Risco e Retorno

Analisando os resultados apresentados nas tabelas 16, 17 e 18 pode-se identificar uma total superioridade em termos de risco da COAST, porém os retornos obtidos são sistematicamente menores que aqueles obtidos pelo Nasdaq 100 e *Composite*, embora em todos os casos testados maiores que os resultados da estratégia *Buy and Hold* (tabela 16). O mau desempenho em termos de retorno pode ser explicado porque a COAST obtém o melhor desempenho em risco a custo de menor retorno e, além disso, os índices são compostos por mais ativos que os catorze utilizados pelos COAST. Conforme discutido anteriormente, tais ativos foram escolhidos por terem séries históricas longas (dez ou mais anos). Tipicamente, empresas com maior histórico apresentam menor risco e oferecem retornos menores que aquelas com listagem em bolsa mais recente, as quais muitas vezes oferecem melhor retorno, porém com riscos mais elevados.

7.5 Conclusões

Neste capítulo, foram apresentadas e analisadas diversas simulações realizadas com o sistema AgEx e as arquiteturas CTCS e COAST, utilizando dados reais de bolsa de valores. Os resultados apresentados e analisados na seção 7.4 mostram um bom desempenho das arquiteturas baseadas em agentes competitivos CTCS e COAST em diversos cenários de utilização, comprovando a eficácia das mesmas.

8 Conclusões

Este capítulo apresenta na seção 8.1 um pequeno resumo do trabalho realizado, destaca suas principais contribuições na seção 8.2 e aponta propostas para trabalhos futuros na seção 8.3.

8.1 Resultados Obtidos

Este trabalho defende a idéia de que a atividade de uma sociedade competitiva, composta por múltiplos agentes operadores, pode ser benéfica em administração automatizada de ativos. Embora estes agentes sejam competitivos entre si para obter maiores recursos de seu investidor, todos têm um objetivo global de maximizar o retorno/minimizar o risco do portfólio. Além disso, procurou-se caracterizar perfis de investidor distintos, de acordo com sua aversão ao risco.

Uma primeira arquitetura, denominada CTCS (*Coach, Traders and Conflict Solver*), foi proposta e implementada. A partir da análise dos resultados obtidos em experimentos com esta arquitetura, resolveu-se desenvolver uma segunda arquitetura, denominada COAST (**CO**mpetitive **A**gent **S**ocie**Ty**), que estende a primeira em vários aspectos.

Além disso, observou-se ao longo do trabalho de desenvolvimento do CTCS que um esforço significativo foi dedicado à construção da infra-estrutura de software necessária ao lançamento, execução e comunicação dos agentes, captação de dados de bolsa de valores, execução das simulações e registro dos eventos ocorridos ao longo de cada simulação. Naturalmente, o mesmo esforço seria demandado de pesquisadores que desejem estudar novos métodos em administração automatizada de ativos. Para oferecer uma infra-estrutura de software para outros pesquisadores e facilitar o desenvolvimento da arquitetura COAST, foi projetada e desenvolvida uma ferramenta de simulação de mercado financeiro para agentes de software chamada AgEx (**A**gent **E**xchange). Tal sistema utiliza-se da plataforma JADE (BELLIFEMINE; GREENWOOD, 2007) e fornece um sistema para desenvolvimento e comunicação entre agentes autônomos administradores de ativos, bem como um *framework* para desenvolvimento de novos agentes,

sem criar limitações sobre os mecanismos internos de deliberação destes. O sistema AgEx foi utilizado ao longo do desenvolvimento e nos testes e simulações da arquitetura COAST.

A arquitetura COAST é capaz de administrar ativos de acordo com vários perfis de investidores e buscando não apenas a maximização da eficiência do portfólio, mas também um efetivo controle de risco e retorno, seguindo as restrições dadas pelo modelo de investidor. A arquitetura utiliza-se não apenas da cooperação entre agentes, mas também da competição entre um grupo destes agentes (os operadores) para satisfazer os requisitos do investidor, considerando o complexo ambiente que é a administração de ativos. A arquitetura COAST foi projetada de modo a utilizar um mecanismo de negociação entre seus agentes coordenadores, de modo que não existe agente central. As decisões são tomadas de modo distribuído pelos agentes sempre com o objetivo de atender aos desejos do proprietário da sociedade multiagentes, o investidor. A modelagem dos desejos foi realizada através da identificação das características fundamentais do investidor agrupadas em termos de perfis.

Foi proposto ainda um modelo de investidor com quatro perfis: risco limitado, retorno limitado, risco e retorno limitado e maximização de solução de compromisso. Ao contrário dos perfis implicitamente adotados na maioria dos trabalhos em administração automatizada de ativos. A arquitetura COAST recebe como informação inicial o perfil do investidor que representa e busca satisfazer as preferências indicadas por este. A informação de perfil é distribuída aos agentes coordenadores, que serão responsáveis pela negociação da distribuição de recursos entre eles e pela coordenação dos seus agentes conselheiros. Suas decisões seguem as informações coletadas do mercado financeiro, via o sistema AgEx, das sugestões de ações enviadas pelos conselheiros e um conjunto interno de regras baseadas em lógica nebulosa, tal como descrito no capítulo 5.

Foram realizadas dezenas de sessões de simulações, onde cada sessão é caracterizada por um perfil de investidor, um período de atuação e um conjunto pré-definido de ativos de interesse. A lista de ativos apenas sinaliza quais os ativos devem ser monitoradas pela sociedade, mas a decisão de comprar ou não unidades destes ativos é da própria sociedade de agentes. Os resultados obtidos, explicitados nas seções 7.3 e 7.4, demonstram o bom funcionamento dos agentes e a viabilidade da abordagem. Especialmente para a arquitetura COAST, os experimentos apresentaram resultados muito bons na limitação dos riscos e no atendimento aos interesses do investidor em vários cenários analisados.

8.2 Principais Contribuições

A idéia motriz do trabalho surgiu da observação do desempenho de diferentes técnicas de administração de ativos atuando em um período longo de operação. Observou-se que uma técnica podia obter o melhor desempenho em determinado intervalo de tempo e em outro intervalo apresentar desempenho sofrível. Analogamente, uma técnica podia ser muito eficaz ao atuar segundo um ativo em um período, mas ter péssimo desempenho com outro ativo no mesmo período de tempo. Portanto, a princípio seria possível obter melhores desempenhos ao mesclar vários métodos de atuação distintos de modo eficiente do que ao adotar um único método universal. Adotar essa idéia através de uma abordagem multiagentes permitiria a incorporação de métodos criados de modo independente, na forma de um agente operador autônomo.

A arquitetura COAST, proposta no capítulo 5, apresenta algumas características inovadoras em relação a outros trabalhos em administração automatizada de ativos. As principais características inovadoras são as seguintes:

- **Competição entre agentes:** Esta característica permite explorar a complementaridade entre eles.
- **Modelo avançado de investidor:** O modelo proposto permitir explicitar diferenças de preferência entre investidores distintos e adaptar-se a estes interesses.
- **Controle distribuído:** A camada de agentes cooperativos formada pelos coordenadores ajusta o comportamento da sociedade de acordo com os objetivos do proprietário da sociedade através de negociação, sem nenhum tipo de agente supervisor central.
- **Reutilização de agentes operadores:** Um agente operador pode facilmente ser adaptado para atuar como conselheiro. Desta forma, é possível a reutilização de trabalhos publicados para construção de agentes operadores, utilizando assim conhecimento já existente sobre estratégias de atuação em administração automatizada de ativos.

Administrar autonomamente ativos de modo eficiente e confiável, e superando especialistas humanos, é ainda um objetivo distante de ser alcançado pela comunidade de pesquisa em inteligência artificial. Este trabalho, porém, contribui com um modelo explícito de investidor, uma plataforma de simulação de mercado financeiro AgEx e com uma arquitetura multiagentes para administração automatizada de ativos que explora a competição entre agentes para obter melhor desempenho no atendimento ao seu investidor.

Durante a realização deste trabalho, foram feitas duas publicações em conferências internacionais de qualidade reconhecida sobre a arquitetura CTCS (CASTRO; SICHMAN, 2007) e o sistema AgEx (CASTRO; SICHMAN, 2009). Além disso, o código-fonte e um executável do simulador AgEx foram publicados na internet, através do portal *Sourceforge* e estão disponíveis para a comunidade através do endereço *agex.sourceforge.net*.

8.3 Trabalhos Futuros

O presente trabalho envolveu conhecimento oriundo de várias áreas de conhecimento distintas: finanças, sistemas multiagentes, sistemas distribuídos, lógica nebulosa, entre outras. Desta forma, as possibilidades de extensão e aprimoramento do mesmo também são diversas e podem seguir por diferentes áreas. Entre as várias possibilidades de aprofundamento destacam-se as seguintes:

- Extensão da abordagem de sociedade de agentes competitivos para outros ambientes multiagentes complexos, como descrito no capítulo 2.
- Conforme discutido no capítulo 5, este trabalho utiliza o conceito de *expectativas* sobre variáveis econômicas, no caso o retorno futuro de um ativo de risco. Raciocinar sobre expectativas é fundamental em ambientes econômicos, de fato trabalhos em economia destacam este fato (PHELPS, 1968), não restritos a administração de ativos. Todavia, as implementações conhecidas do modelo BDI não são capazes de raciocinar sobre crenças incerteza e futuras, isto é sobre expectativas. Uma contribuição significativa seria o estudo de mecanismos de raciocínio capazes de trabalhar com expectativas de modo mais natural.
- Estudar a influência da própria atuação do sistema autônomo no mercado financeiro, englobando a influência proposital (manipulação) e influência acidental. Ao longo deste trabalho, foi possível desconsiderar o efeito da própria atuação ao manter os volumes negociados bastante abaixo do volume negociado pelo mercado. Entretanto, é importante estimar com maior precisão quais os limites seguros para desprezar a influência da própria atuação.
- Estudar outros meios de medir risco, além do índice de Sharpe. Ter uma estimativa correta do nível de risco de cada ativo e portfólio é fundamental para conseguir agir de modo adequado em relação aos objetivos do investidor. Entre outras medidas alternativas de risco, podem-se citar o índice de Sortino (A.SORTINO; J.FORSEY, 1996) que diferencia variações negativas daquelas que são positivas, ao contrário do que ocorre no índice de Sharpe.

- Estudar mecanismos para incorporar conhecimento de especialistas humanos em tempo de execução do sistema autônomo, conseguindo desta forma uma base maior de informações que aquela gerada pelas negociações ocorridas no mercado.
- Estudar novas técnicas de administração autônoma de ativos e incorporá-las à arquitetura COAST.
- Estudar mecanismos adaptativos para a determinação e periódica atualização dos parâmetros da sociedade.
- Associada à atividade de administrar ativos, há uma atividade auxiliar que constitui a análise de investimentos. Especialistas humanos com conhecimento em finanças dão sugestões sobre que ativos adquirir, isto é, sobre como administrar ativos segundo os parâmetros de um determinado investidor. Esta atividade que basicamente exige os mesmos conhecimentos da administração de ativos é desempenhada por terceiros e é muitas vezes uma escola para futuros administradores de recursos. Da mesma forma, pode ser útil adaptar sistemas de administração automatizada de ativos para atuarem como **analistas de investimentos autônomos** (conselheiros dos administradores humanos). Isto certamente seria uma aplicação real mais próxima de ser alcançada por sistemas autônomos de administração, até mesmo devido a questões legais sobre a responsabilidade das ordens emitidas por este tipo de sistema em caso de erros graves. Não é claro o limite entre as responsabilidades do desenvolvedor do sistema e aquelas assumidas pelo investidor que delegou recursos para este sistema.
- Desenvolver software para administrar autonomamente ativos de risco é, sem dúvida, desenvolver software de aplicação *crítica* e de *tempo real*, pois atrasos inesperados na submissão de ordens e/ou falhas do sistema podem trazer certamente prejuízos financeiros significativos. Desta forma, é importante estudar a confiabilidade em termos de sobrevivência a falhas e respeito aos limites de tempo definidos para cada operação. A natureza intrinsecamente distribuída da arquitetura COAST pode ajudar na criação de mecanismos tolerantes a falhas.
- Estudar mecanismos de implementações distribuídas em *dispositivos móveis* de modo a criar um meio de comunicação direta com o investidor proprietário da sociedade, permitindo modificações de perfis, introdução ou exclusão de ativos de interesse, aprovação de ordens de valores elevados e outras formas de interação do investidor com seu como um assistente pessoal de investimento para o usuário.

- Desenvolver adaptadores (*AgEx Exchange Adapter*) para comunicação direta do AgEx com sistemas de bolsa de valores, para testar agentes operadores em ambientes reais de operação.

Anexo A – Sistema de Simulação AgEx

Este anexo provê informações adicionais necessárias ao uso e/ou extensão/integração do sistema AgEx (AgentExchange), que fornece um ambiente que simula o mercado financeiro para agentes independentemente dos mecanismos de raciocínios adotados por estes. O anexo é dividido em três seções: configuração, especificação da base de dados e arquivos de resultados.

Configuração

A figura 35 apresenta um arquivo de definição de instâncias de agentes operadores. Tal arquivo é utilizado na criação dos agentes que irão realizar uma sessão de execução. A definição dos dados de uma sessão de execução segue o arquivo de configuração definido na figura 36. No primeiro caso, utiliza-se um arquivo XML (definição de instâncias), enquanto no segundo caso (arquivo de configuração) utiliza-se por simplicidade o formato *Properties* do Java. Trata-se de um conjunto de pares nome-valor, separados por um sinal de igual. As linhas iniciadas com o caractere # correspondem a comentários. A lista de opções de linha de comando para um agente operador AgEx encontra-se na figura 37. Tais opções de linha de comando podem ser utilizados para passar argumentos ao agente operador.

Especificação da Base de Dados

O sistema AgEx utiliza-se de uma base de dados armazenada em um sistema de banco de dados relacional Firebird (BORRIE, 2004). Tal banco de dados é um sistema de código aberto, fácil de utilizar, compatível com o padrão SQL-92 e disponível nos sistemas operacionais *Windows* e *Linux*, e tendo sido selecionado por tais características. Na figura 38 é explicitado o diagrama de entidade relacionamento com a especificação das tabelas e campos utilizados pelo AgEx. Os campos NOME são do tipo texto. Os campos iniciados com o prefixo ID são inteiros e utilizados como chaves primárias de

```
<society-agex>
<!--Avisa se a sociedade irá conectar-se a um AgEx manager remoto ou não.
Caso a opção seja não, o Launcher irá criar um Manager na máquina local
e utilizando a porta padrão JADE (1099).
Caso se esteja conectando-se a um mercado remoto, a opção deve ser sim.
Nesta situação deve-se obrigatoriamente informar o hostname (IP)
e a porta do main container JADE, que irá servir a plataforma
distribuída. -->
<manager remote_manager="no" hostname="127.0.0.1" port="1099"/>
<trader name="" initial_capital="" path="">
<!--Path é o Caminho da classe que implementa o trader-->
<asset id="" initial_shares=""/><!--Lista de ativos do trader-->
<asset id="" initial_shares=""/>
<asset id="" initial_shares=""/>
<asset id="" initial_shares=""/>
<!-- Lista de parâmetros opcionais do operador. A ordem determina o
significado de cada parâmetro-->
<param value=""/>
<param value=""/>
<param value=""/>
<param value=""/>

</trader>
</society-agex>
```

Figura 35: Definição das instâncias de agentes operadores para uma sessão de atuação AgEx.

```
\# Agent Exchange (AgEx) Session Configuration File

\# database file path and name
\# property required! If not set, the program will be terminated!
database.file=C:\\eclipse3.2\\COAST\\coastdb.fdb

\# path to output files
\# property required! If not set, the program will be terminated!
output.path=C:\\eclipse3.2\\coast\\results

\# broker fee by transaction (in money units)
\# property required! If not set, the program will be terminated!
broker.fee.money=0.0

\# broker fee by transaction (0.01 means 1%)
\# property required! If not set, the program will be terminated!
broker.fee.perc=0.0

\# start date and time in format YYYYMMDDHHMMSS
\# property required! If not set, the program will be terminated!
datetime.start= 20010830000000

\# end date and time in format YYYYMMDDHHMMSS
\# property required! If not set, the program will be terminated!
datetime.end=20060901000000

\# simulation time step. It is the
\# Computer time between two instants of simulation time (in miliseconds)
\# property required! If not set, the program will be terminated!
simulation.timestep=1000

\# simulation mode. possible options: historical or live
\# property required! If not set, the program will be terminated!
\# simulation.mode=live
simulation.mode=historical

\# simulation data type. possible options: daily or intraday
\# property required! If not set, the program will be terminated!
simulationdata.type=daily

\# number of stocks in the simulation
\# property required! If not set, the program will be terminated!
simulationdata.number_of_stocks=90
```

Figura 36: Definição de arquivo de configuração de uma sessão AgEx.

Lista de parâmetros de linha de comando de um Operador AgEx:
 AGEX_PARAMETERS=initial_capital, num_ativos, [id_asset,shares]*
 initial_capital: valor monetário inicial do operador
 num_ativos: número de ativos com o qual o agente deverá operar
 id_asset: identificador do ativo
 shares: quantidade inicial de unidades do ativo

Figura 37: Lista de parâmetros de linha de comando de um agente AgEx.

Figura 38: Diagrama de entidade-relacionamento da base de dados utilizada no AgEx (*AgEx Data*).

suas respectivas tabelas. Os campos **DIA** e **DIAHORA** utilizam o tipo *timestamp* disponível no Firebird, enquanto os demais são campos numéricos com precisão dupla.

Arquivos de Resultados

O sistema AgEx gera vários arquivos de resultados que possibilitam várias análises do desempenho de cada agente operador e/ou dos resultados globais obtidos. Para facilitar estas análises, os arquivos de dados foram definidos de modo a facilitar sua importação e manipulação por programas de planilha eletrônica. É definido um identificador de sessão formado pelo ano, mês, dia, hora, minuto e segundo do início de cada sessão. Esse identificador é usado como prefixo dos arquivos gerados para aquela sessão. Há dois tipos de arquivos gerados para cada sessão: um arquivo com resultados

```
ARQUIVO=[REGISTRO <salto_linha>]+  
REGISTRO=[TEMPOS,[ID_AGENTE,POSICAO,NUM_ORDENS]*]  
TEMPOS=[TEMPO_SEQUENCIAL,TEMPO_SIMULADO,TEMPO_COMPUTACIONAL]  
  
TEMPO_SEQUENCIAL: tempo medido em ciclos, inicia em um e é incrementado  
a cada registro.  
  
TEMPO_SIMULADO: tempo de acordo com o período a simulação/atuação  
corresponde a um dia em operação diária ou a um segundo em operação  
intraday. No caso de uso do AgEx como atuador é igual ao tempo  
computacional. É armazenado no formato YYYYMMDDHHMMSS  
  
TEMPO_COMPUTACIONAL: Corresponde ao tempo marcado no relógio do  
computador no momento da execução daquele ciclo. É armazenado no  
formato YYYYMMDDHHMMSS  
  
ID_AGENTE: Uma string que identifica de forma única um determinado  
operador que atuou na sessão AgEx. O número de agentes operadores de  
uma sessão permanece o mesmo do início ao fim da mesma. A lista de  
informações sobre os agentes é dada pelo identificador do agente  
em ordem alfabética.  
  
POSICAO=Valor monetário dos ativos comprados pelo agente ID_AGENTE  
no tempo indicado em TEMPOS. Inicialmente igual a zero. Corresponde  
a soma dos valores correntes(preço*no. De unidades) dos ativos  
financeiros de cada agente.  
  
NUM_ORDENS=Número de ordens de compra ou venda submetida pelo  
agente operador naquele ciclo.
```

Figura 39: Definição do arquivo de resultados condensados de uma sessão AgEx.

condensados (cujo nome é formado pela concatenação do identificador de sessão com ".agex.csv") e um arquivo com resultados detalhados para cada operador (cujo nome é formado pelo identificador de sessão, seguido de um ponto, o nome do agente operador e a extensão ".csv"). As especificações de formato dos arquivos de resultados condensados e resultados por operador são descritas nas figuras 39 e 40, respectivamente. Exemplos de saída destes arquivos são mostrados, respectivamente, nas figuras 41 e 42.

ARQUIVO=[REGISTRO <salto_linha>]+
REGISTRO=[TEMPOS,POSICAO,DINHEIRO,ATIVOS]
TEMPOS=[TEMPO_SEQUENCIAL,TEMPO_SIMULADO,TEMPO_COMPUTACIONAL]

ATIVOS=[ID_ATIVO,UNIDADES,PRECO,ORDEM]+ \# lista ordenado por ID_ATIVO
\# a lista de ativos permanece a mesma durante toda uma sessão mudam
\# apenas as unidades, preço e ordem

TEMPO_SEQUENCIAL: tempo medido em ciclos, inicia em um e é incrementado a cada registro.

TEMPO_SIMULADO: tempo de acordo com o período a simulação/atuação corresponde a um dia em operação diária ou a um segundo em operação intraday. No caso de uso do AgEx como atuador é igual ao tempo computacional. É armazenado no formato YYYYMMDDHHMMSS.

TEMPO_COMPUTACIONAL: Corresponde ao tempo marcado no relógio do computador no momento da execução daquele ciclo. É armazenado no formato YYYYMMDDHHMMSS.

POSICAO=Valor monetário dos ativos do agente ID_AGENTE no tempo indicado em TEMPOS. Corresponde a soma do dinheiro mantido pelo agente e o valor corrente de suas posições em ativos financeiros.

DINHEIRO: Quantia em dinheiro mantida pelo agente naquele momento.

ID_ATIVO: Uma string que identifica de forma única um determinado ativo financeiro que é operado por um agente.

UNIDADES: Número inteiro de unidades correntemente em posse do agente operador.

PRECO: Preço corrente do ativo definido em ID_ATIVO no instante de tempo indicado em TEMPOS.

ORDEM: Ordem para execução em relação ao ativo financeiro definido em ID_ATIVO. Números positivos correspondem a ordens de comprar o valor em módulo de unidades do ativo ID_ATIVO. Números negativos determinam a venda do valor em módulo de unidades do ativo ID_ATIVO. As ordens são executadas a preço de mercado. Uma ordem com valor zero equivale a manter a posição.

Figura 40: Definição do arquivo de resultados por agente operador de uma sessão AgEx.

1	19890104000000	1243427594484	MA	0	0	RSI	0	0
2	19890105000000	1243427595484	MA	0	0	RSI	0	0
3	19890106000000	1243427596484	MA	0	0	RSI	0	0
.....								
249	19891227000000	1243427842859	MA	-334993	0	RSI	-157425	0
250	19891228000000	1243427843859	MA	-344700	0	RSI	-169590	0
251	19891229000000	1243427844859	MA	-332663	0	RSI	-154505	0

Figura 41: Exemplo de trecho de arquivo de resultados condensados de uma sessão AgEx, contendo as três primeiras e três últimas linhas do arquivo

1	19890104000000	1243427587500	1000000	1000000	AAPL	0	84	0
2	19890105000000	1243427594484	1000000	1000000	AAPL	0	85	0
3	19890106000000	1243427595484	1000000	1000000	AAPL	0	85	0
.....								
249	19891227000000	1243427841859	842575	-12138	AAPL	12165	70	0
250	19891228000000	1243427842859	830410	-12138	AAPL	12165	69	0
251	19891229000000	1243427843859	845495	-12138	AAPL	12165	71	0

Figura 42: Exemplo de arquivo de resultados por agente operador de uma sessão AgEx, contendo as três primeiras e três últimas linhas do arquivo

Anexo B – Arquitetura COAST

Informações Complementares sobre a Arquitetura COAST

Este anexo provê informações adicionais necessárias ao uso e/ou integração do arquitetura COAST com outros sistemas. A figura 43 apresenta um arquivo de definição de instâncias de agentes coordenadores e operadores. Tal arquivo é utilizado na criação de uma sociedade que irá realizar uma sessão de execução. A definição dos dados de uma sessão de execução COAST segue o mesmo formato arquivo de configuração definido para o AgEx (ver figura 36). Além disso, é apresentada a lista de parâmetros de linha comando disponíveis para agentes coordenadores (figura 44) e agentes conselheiros (figura 45) quando da execução do COAST. Os parâmetros iniciais são iguais aos parâmetros definidos para um agente operador AgEx, pois um agente coordenador é também um operador AgEx.

```
<coast-society negotiation_interval="">
  <manager remote_manager="no" hostname="127.0.0.1" port="1099"/>
  <investor-profile type="" max_risk="" min_return="" />

  <coach name="" initial_capital="" id_asset="" initial_shares="" path="">
    <!--Path é o Caminho da classe que implementa o trader-->

    <advisor name="" path="">
      <!--Lista de parâmetros opcionais do advisor.
        A ordem determina o significado de cada parâmetro-->
      <param value=""/>
      <param value=""/>
      <param value=""/>
      <param value=""/>
    </advisor>
    <!--Lista de parâmetros opcionais do coordenador -->
    <param value=""/>
    <param value=""/>
    <param value=""/>
    <param value=""/>

  </coach>
</coast-society>
```

Figura 43: Definição das instâncias de agentes coordenadores e operadores para uma determinada sessão de simulação COAST.

Lista de Parâmetros de linha de comando de um coordenador:

```
PARAMETERS=[AGEX_PARAMETERS],[ADVISORS][INVESTOR],[free parameters]*
```

AGEX_PARAMETERS=id_session,initial_capital,num_ativos,ASSETS
 ASSETS=[id_asset,shares]*
 ADVISORS=[num_advisors],[advisor_names]*
 INVESTOR=[PROFILE],maximum risk,minimun return,[NEGOTIATION_INTERVAL]

PROFILE: Perfil do Investidor segundo a tabela:

1. Investidor de Risco (Máximo) Limitado (I1)
2. Investidor de Retorno (Mínimo) Limitado (I2)
3. Investidor de Risco e Retornos Limitados (I3)
4. Investidor de Risco e Retorno Livres (I4):

Outros valores. Inválidos.

NEGOTIATION_INTERVAL: número inteiro de ciclos de intervalo entre dois processos de negociação. Caso seja zero ou negativo, indica que o coordenador não deve negociar.

Figura 44: Especificação dos parâmetros de linha de comando de um agente coordenador na arquitetura COAST.

Lista de Parâmetros de linha de comando de um conselheiro:

```
PARAMETERS=id_session,id_agent,coach_name, idPaper,[param]*
```

id_session: string utilizada como identificador da sessão. É usada como prefixo na criação dos arquivos de resultados de uma determinada seção.

id_agent: identificador único do agente conselheiro

coach_name: identificador único do agente coordenador ao qual está relacionado.

idPaper: identificador do ativo alvo

param: parâmetro livre para uso personalizado de agentes conselheiros especializados.

Figura 45: Especificação dos parâmetros de linha de comando de um agente conselheiro na arquitetura COAST.

Anexo C – Experimentos COAST

Especificação de Experimentos e Resultados Obtidos

Na tabela 20 são apresentados os parâmetros referentes as variáveis nebulosas, utilizadas pelo COAST, conforme descrito no capítulo 5 e o período de avaliação dos conselheiros em ciclos de operação. Os dados completos de configuração para a execução de uma simulação com a arquitetura COAST são compostos por um arquivo de configuração de sociedade e um arquivo de configuração de resultados para cada sessão de simulação. Já os arquivos de resultados consistem em um arquivo de resultados consolidados, além de um arquivo de dados detalhados para cada coordenador. Tais arquivos são muito extensos para serem explicitados aqui, por isso foram colocados em mídia digital anexo ao presente texto. Para verificar o grande número de arquivos envolvidos, basta observar que uma sessão de simulação é definida por um período, um perfil de investidor e uma sociedade de agentes coordenadores. Logo, os resultados de nove perfis apresentados ao longo de dez anos de dados, explicitados na tabela 22, representam 90 sessões cada um com 14 ativos, e logo 14 coordenadores. Desta forma, o número de arquivos de resultados para os experimentos apresentados nas referidas é de $90 \times (14 + 1) = 1350$, mais $10 + 9 = 19$ arquivos de configurações. Observe-se ainda que um arquivo de resultados de um coordenador contém as ordens e as posições para cada dia de operação. Como um ano tem aproximadamente 250 dias úteis, este será o número aproximado de linhas de cada arquivo de resultado.

A tabela 21 explicita os dados completos de risco e retorno no período de 1999 a 2008 dos índices Nasdaq 100 e Nasdaq Composite. Na tabela 22 são apresentados os resultados em termos de retorno médio por ciclo e risco (calculado como desvio padrão do retorno médio) obtidos pela execução de um sistema COAST no atendimento de nove perfis de investidores.

Parâmetro (unidade de medida)	Valor
O_b (unidades do ativo alvo)	-50000
O_{pb} (unidades do ativo alvo)	-25000
O_n (unidades do ativo alvo)	0
O_{pa} (unidades do ativo alvo)	25000
O_a (unidades do ativo alvo)	50000
S_{min} (unidades do ativo alvo)	-50000
S_{zero} (unidades do ativo alvo)	0
S_{max} (unidades do ativo alvo)	50000
D_b (% de acerto das sugestões)	0,4
D_n (% de acerto das sugestões)	0,5
D_a (% de acerto das sugestões)	0,9
Período de Avaliação (ciclos de simulação)	15

Tabela 20: Definição de valores de parâmetros utilizados pelo COAST em experimentos

Ano	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	Média
Nasdaq 100											
Retorno (%)	0,212	-0,095	-0,030	-0,026	0,002	-0,162	-0,066	0,215	0,420	-0,062	0,041
Risco (%)	1,953	0,972	1,001	0,904	1,233	1,888	1,404	2,712	3,840	3,060	1,897
Nasdaq Composite											
Retorno(%)	0,231	-0,058	-0,048	-0,021	0,008	-0,150	-0,052	0,129	0,300	-0,022	0,032
Risco(%)	2,053	0,914	0,907	0,798	1,133	1,537	1,198	2,154	3,078	2,657	1,643

Tabela 21: Dados completos de desempenho dos índices Nasdaq 100 e Nasdaq Composite.

A tabela 22 apresenta os dados completos de retorno médio e risco obtidos para os nove perfis de investidor ao longo do período de avaliação 1999 a 2008. A primeira linha abaixo da identificação do perfil de investidor corresponde a informação de retorno percentual no ano indicado na coluna, enquanto a segunda linha apresenta o risco em percentual, medido como desvio padrão do retorno.

1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	Média
I1 - RISCO ALTO										
0,016	0,021	0,011	0,015	0,013	0,003	0,002	0,002	0,008	-0,060	0,003
1,759	2,099	1,469	1,768	1,570	0,811	0,597	0,570	1,302	1,000	1,295
I1 - RISCO BAIXO										
0,017	0,018	0,011	0,012	0,015	0,004	0,002	0,002	0,010	-0,057	0,003
1,810	1,918	1,487	1,596	1,663	0,894	0,585	0,651	1,441	1,031	1,308
I2 - RETORNO ALTO										
0,015	0,022	0,010	0,019	0,016	0,004	0,002	0,002	0,009	-0,036	0,006
1,715	2,163	1,463	2,024	1,686	0,902	0,613	0,596	1,366	1,034	1,356
I2 - RETORNO BAIXO										
0,020	0,020	0,011	0,016	0,013	0,003	0,002	0,002	0,009	-0,050	0,005
1,943	2,073	1,518	1,868	1,549	0,819	0,589	0,579	1,332	1,049	1,332
I3 - RISCO ALTO e RETORNO ALTO										
0,017	0,020	0,012	0,015	0,015	0,004	0,002	0,002	0,012	-0,034	0,006
1,783	2,038	1,578	1,790	1,647	0,853	0,571	0,584	1,551	1,039	1,343
I3 - RISCO ALTO e RETORNO BAIXO										
0,020	0,016	0,010	0,015	0,014	0,003	0,002	0,002	0,013	-0,036	0,006
1,927	1,832	1,428	1,783	1,612	0,825	0,575	0,623	1,611	1,005	1,322
I3 - RISCO BAIXO e RETORNO ALTO										
0,020	0,016	0,012	0,016	0,012	0,005	0,002	0,002	0,011	-0,046	0,005
1,931	1,794	1,566	1,889	1,516	0,961	0,594	0,573	1,489	1,033	1,335
I3 - RISCO BAIXO e RETORNO BAIXO										
0,019	0,023	0,009	0,016	0,014	0,003	0,002	0,004	0,013	-0,043	0,006
1,887	2,211	1,369	1,837	1,617	0,772	0,633	0,872	1,603	1,031	1,383
I4 - INVESTIDOR PERFIL I4										
0,016	0,017	0,008	0,014	0,017	0,003	0,002	0,002	0,009	-0,117	-0,003
1,763	1,860	1,291	1,699	1,742	0,779	0,593	0,582	1,379	2,042	1,373

Tabela 22: Dados completos de desempenho em retorno médio(%) e risco(%) para os perfis de investidor tipos I1 e I2 analisados ao longo do período de avaliação 1999 a 2008.

Referências

APPEL, G. *Technical Analysis: Power Tools for Active Investors*. New York: Financial Times Prentice Hall, 2005.

A.SORTINO, F.; J.FORSEY, H. On the use and misuse of downside risk. *Portfolio Management*, v. 22, n. 1, p. 35–42, 1996.

AZEVEDO MANOEL TEIXEIRA, A. D. C. B. B. F. A. S. S. C.; LUCENA, C. J. P. Multi-agent system for stock exchange simulation - masses. In: *Proceedings of the Fourth Workshop on Software Engineering for Agent-oriented Systems - SEAS*. Campinas, Brasil: [s.n.], 2008. Disponível em: <<http://masses.les.inf.puc-rio.br/>>.

BELLIFEMINE, G. C. F.; GREENWOOD, D. *Developing Multi-Agent Systems with JADE*. West Sussex PO19 8SQ, England: John Wiley, Ltd, 2007.

BORDINI, J. H. R.; WOOLDRIDGE, M. *Programming MultiAgent Systems in AgentSpeak using Jason*. London: Wiley, 2007.

BORRIE, H. *The Firebird Book: A Reference for Database Developers*. 2004. [Http://www.firebirdsql.org](http://www.firebirdsql.org).

BRADSHAW, J. M. *Software Agents*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 1997.

BROOKS, R. A. A robust layered control system for a mobile robot. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, RA-2, n. 1, p. 14–23, 3 1986.

CAMARGOS, M. A. de; BARBOSA, F. V. Teoria e evidência da eficiência informacional do mercado de capitais brasileiro. *Caderno de Pesquisas em Administração*, v. 10, n. 1, p. 41–55, jan-mar 2003.

CASTRO, P. A.; SICHMAN, J. S. Construindo agentes arrematantes para múltiplos leilões simultâneos. *Scientia*, v. 14, n. 2, p. 171–190, 2003.

CASTRO, P. A.; SICHMAN, J. S. Towards cooperation among competitive trader agents. In: *Proceedings of 9th International Conference on Enterprise Information Systems. ICEIS*. Funchal, Madeira - Portugal: [s.n.], 2007. p. 138–143.

CASTRO, P. A.; SICHMAN, J. S. Agex: A financial market simulation tool for software agents. In: *Proceedings of 11th International Conference on Enterprise Information Systems. ICEIS*. Milan, Italy: [s.n.], 2009. p. 704–715.

DECKER, K.; PANNU, A.; SYCARA, K.; WILLIAMSON, M. Designing behaviors for information agents. In: JOHNSON, W. L.; HAYES-ROTH, B. (Ed.). *Proceedings of the First International Conference on Autonomous Agents (Agents'97)*. New York: ACM Press, 1997. p. 404–412. ISBN 0-89791-877-0. Disponível em: <citeseer.ist.psu.edu/decker97designing.html>.

- DOUGHERTY, E. R. *Probability and Statistics for the engineering, computing, and physical sciences*. Englewood Cliffs, New Jersey, 07632: Prentice Hall International, Inc., 1990.
- EXCHANGE, N. *Nasdaq Website*. 2009. [Http://www.nasdaq.com](http://www.nasdaq.com).
- FAMA, E. Efficient capital markets:a review of theory and empirical work. *Journal of Finance*, v. 25, p. 383–417, 1970.
- FENG, R. Y. Y.; STONE, P. Two stock-trading agents: Market making and technical analysis. In: *Proceedings of the Agent Mediated Electronic Commerce (AMEC) Workshop - AAMAS 2003*. Melbourne, Australia: [s.n.], 2003.
- FENG, X.; JO, C.-H. Agent-based stock trading. In: *proceedings of the ISCA CATA-2003*. Honolulu, Hawaii: [s.n.], 2003.
- FIPA. *FIPA. The Foundation for Intelligent Physical Agents*. 2009. Disponível em: <<http://www.fipa.org>>.
- FISCHER, K. Holonic multiagent systems - theory and applications. In: *Proceedings of the 9th Portuguese Conference on Progress in Artificial Intelligence (EPIA-99)*. [S.l.]: LNAI Volume 1695. Springer-Verlag, 1999. p. 34–48.
- FLEURIET, M. *A arte e a ciência das Finanças*. Rio de Janeiro - Brasil: Elsevier, 2004.
- FOUNDATION, F. S. *GNU Lesser General Public License*. 2009. [Http://www.fsf.org/licensing/licenses/lgpl.html](http://www.fsf.org/licensing/licenses/lgpl.html).
- FRANCIS, J. C. *Management of Investments*. New York: McGraw-Hill, 1983. ISBN 0-07-021805-6.
- FRANKLIN, S.; GRAESSER, A. Is it an agent or just a program? a taxonomy for autonomous agents. In: *International Workshop on Agent Theories, Architectures and Languages*, 3. Berlin: New York: Springer-Verlag, 1996. p. 21–35.
- FSP. A bolha murcha. *Folha de São Paulo*, novembro 2000. Disponível em: <<http://www1.folha.uol.com.br/fsp/opiniao/fz1511200002.htm>>.
- FSP. Maior quebra da história causa pior dia nas bolsas desde o 11/9. *Folha de São Paulo*, Setembro 2008. Disponível em: <<http://www1.folha.uol.com.br/fsp/dinheiro/fi1609200802.htm>>.
- GAMMA RICHARD HELM, R. J. E.; VLISSIDES, J. M. *Design Patterns : Elements of Reusable Object Oriented Software*. [S.l.]: Addison Wesley., 1995.
- HORNE, J. C. V. *Financial Management and Policy*. Englewood Cliffs, New Jersey, 07632: Prentice Hall, 1995.
- KEARNS, M.; ORTIZ, L. The penn-lehman automated trading project. *IEEE Intelligent System*, v. 18, n. 6, p. 22–31, 11-12 2003.
- KENDALL, G.; SU, Y. Co-evolution of successful trading strategies in a simulated stock market. In: *proceedings of The 2003 International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA'03)*. Los Angeles: [s.n.], 2003. p. 200–206.

- KENDALL, G.; SU, Y. *A Multi-agent Based Simulated Stock Market - Testing on Different Types of Stocks*. 2003. Disponível em: <citeseer.ist.psu.edu/kendall03multiagent.html>.
- KENDALL, G.; SU, Y. A particle swarm optimisation approach in the construction of optimal risky portfolios. In: *proceedings of the 23rd IASTED International Multi-Conference Artificial Intelligence and Applications*. Innsbruck, Austria: [s.n.], 2005. p. 140–145.
- KOESTLER, A. *The Ghost in the Machine*. London: Hutchinson & Co, 1967.
- Le Baron, B. Agent based computational finance: Suggested readings and early research. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 1998. Disponível em: <citeseer.ist.psu.edu/lebaron98agent.html>.
- LEBARON, B. *Building the Santa Fe Artificial Stock Market*. Working Paper, Brandeis University, 2002. Disponível em: <<http://www.econ.iastate.edu/tesfatsi/blake.sfsim.pdf>>.
- LUO, D. N. D. Y.; LIU, K. *A multi-agent system framework for decision support in Stock Trading*. [S.l.]: Working Paper, Staffordshire University, 2001.
- LUO, K. L. Y.; DAVIS, D. N. A multi-agent system for stock trading. In: *Proceedings of the 16th Conference on Intelligent Information Processing - 16th World Computer Congress*. Beijing, China: [s.n.], 2000.
- LUO, K. L. Y.; DAVIS, D. N. A multi-agent decision support system for stock trading. *IEEE Network*, v. 16, n. 1, p. 20–27, 2002.
- LYNCH, P. *Beating the Street*. New York: Simon and Schuster, 1994.
- MALKIEL, B. G. *A Random Walk Down Wall Street*. New York: W.W. Norton and Company, 1975.
- MARKETSCREEN. *MarketScreen Website*. 2007. [Http://www.marketscreen.com/](http://www.marketscreen.com/).
- MARKOWITZ, H. M. Portfolio selection. *Journal of Finance*, v. 7, n. 1, p. 77–91, 1952.
- MINSKY, M. *The Society of Mind*. New York: Simon & Schuster, 1988.
- NEVMYVAKA, Y. F. Y.; KEARNS, M. Reinforcement learning for optimized trade execution. In: *Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning- ICML 2006*. Pittsburgh, Pennsylvania: [s.n.], 2006.
- OLIVEIRA Jr., H. A. e. *Inteligência Computacional aplicada à administração, economia e engenharia*. São Paulo: Thomson, 2007.
- PARKES, D.; HUBERMAN, B. Cooperative multiagent search for portfolio selection. *Games and Economic Behavior*, v. 35, n. 1, p. 124–165, 2001.
- PHELPS, E. S. Money-wage dynamics and labor market equilibrium. *Journal of Political Economy*, v. 1, n. 76, p. 678–711, 1968.
- PHELPS, S. *Evolutionary Mechanism Design*. Tese (Doutorado) — University of Liverpool, 2007. Phd Thesis.

- PIDD, M. *Computer Simulation in Management Science*. [S.l.]: John Wiley and Sons Ltd., 2004.
- PINHEIRO, J. L. *Mercado de Capitais: fundamentos e técnicas*. São Paulo - Brasil: Atlas, 2001.
- RAO, A. S.; GEORGEFF, M. P. *Modeling Rational Agents within a BDI-Architecture*. London: Morgan Kaufmann, 1997.
- ROCHA, K. C.; JUNIOR, J. M. *Mercado de Capitais*. 2005. Faculdade de Economia e Administração - Universidade de São Paulo. Notas de Aula.
- ROSENSCHEIN, J. S.; ZLOTKIN, G. *Rules of encounter: designing conventions for automated negotiation among computers*. Boston: MIT Press, 1994.
- RUSSEL, S.; NORVIG, P. *Artificial Intelligence A Modern Approach Second Edition*. Englewood Cliffs - NJ: Prentice Hall, 2003.
- SANDHOLM, T. emediator: A next generation electronic commerce server. In: *Proceedings of the Fourth International Conference on Autonomous Agents (AGENTS)*. Barcelona: [s.n.], 2000. p. 341–348.
- SHARPE, W. F. The sharpe ratio. *Journal of Portfolio Management*, v. 13, n. 3, p. 227–286, 1994.
- SHERSTOV, A.; STONE, P. Three automated stock-trading agents: A comparative study. In: *Proceedings of the Agent Mediated Electronic Commerce (AMEC) Workshop - AAMAS 2004*. New York: [s.n.], 2004.
- STEELS, L. Cooperation between distributed agents through self-organization. In: *Proceedings of the First European Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World. Decentralized A.I.* North-Holland. Amsterdam: Demazeau, Y. and Müller, J.-P. (eds), 1990. p. 175–196.
- SUBRAMANIAN, H.; RAMAMOORTHY, S.; STONE, P.; KUIPERS, B. J. Designing safe, profitable automated stock trading agents using evolutionary algorithms. In: *GECCO '06: Proceedings of the 8th annual conference on Genetic and evolutionary computation*. New York, NY, USA: ACM Press, 2006. p. 1777–1784. ISBN 1-59593-186-4.
- TESFATSION, L.; (EDS.), K. L. J. *Handbook of Computational Economics, Volume 2: Agent-Based Computational Economics, Handbooks in Economics Series*. the Netherlands: Elsevier/North-Holland, 2006.
- WEISS, G. *MultiAgent Systems: A modern approach to Distributed Artificial Intelligence*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 1999.
- WELLMAN, M. The 2001 trading agent competition. *Electronic Markets*, v. 13, n. 1, p. 4–12, 2003.
- WOOLDRIDGE, M. *An Introduction to MultiAgent Systems*. London, England: Wiley, 2002.
- WURMAN P.; WELLMAN, M.; WALSH, W. The michigan internet auctionbot: A configurable auction server for human and software agent. In: *Proceedings of the International Conference on Autonomous Agents (AGENTS) 98*. Minneapolis-USA: [s.n.], 1998. p. 301–308.

YAHOO. *Yahoo Finance Website*. 2009. [Http://finance.yahoo.com](http://finance.yahoo.com).

YU, R.; STONE, P. Performance analysis of a counter-intuitive automated stock-trading agent. In: *Proceedings of the 16th Conference on Intelligent Information Processing - 16th World Computer Congress*. Beijing, China: [s.n.], 2000.