

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE ELETRICIDADE  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE ELETRICIDADE

**RAFAEL DE SOUZA CUNHA**

**PROTOCOLO DE NEGOCIAÇÃO BASEADO EM APRENDIZAGEM-Q PARA  
BOLSA DE VALORES**

SÃO LUÍS  
2013

**Rafael de Souza Cunha**

***Protocolo de Negociação Baseado em  
Aprendizagem-Q para Bolsa de Valores***

Dissertação apresentada para obtenção  
do Grau de Mestre no Curso de Pós-  
Graduação em Engenharia de Eletricidade

Orientador:  
Prof<sup>o</sup> Dr. Sofiane Labidi

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO - UFMA  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA - CCET  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA - DEE  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE ELETRICIDADE

São Luís

2013

Cunha, Rafael de Souza.

Protocolo de negociação baseado em aprendizagem-q para bolsa de valores/ Rafael de Souza Cunha. – São Luís, 2013.

101 f.

Impresso por computador (fotocópia).

Orientador: Sofiane Labidi.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Maranhão, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade, 2013.

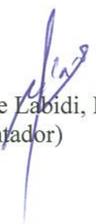
1. Sistemas multi-agente - Bolsa de valores. 2. Aprendizagem-q. I. Título.

CDU 62:336.76

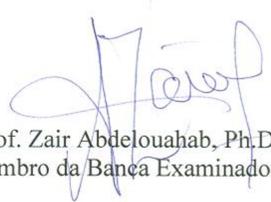
**PROTOCOLO DE NEGOCIAÇÃO BASEADO EM  
APRENDIZAGEM-Q PARA BOLSA DE VALORES**

**Rafael de Sousa Cunha**

Dissertação aprovada em 04 de março de 2013.



Prof. Sofiane Labidi, Dr.  
(Orientador)



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



Prof. Jeanne Silva Ferreira Teixeira, Dra.  
(Membro da Banca Examinadora)

*“Se queres prever o futuro, estuda o passado.”*

*Confúcio*

# **Resumo**

Neste trabalho, aplicou-se a tecnologia de Sistemas Multi-Agente (SMA) no mercado de capitais, isto é, na Bolsa de Valores, especificamente na Bolsa de Mercadorias e Futuros de São Paulo (BM&FBovespa). A pesquisa concentrou-se principalmente nos protocolos de negociação envolvidos e na aprendizagem dos agentes investidores.

Dentro do cenário competitivo da Bolsa de Valores, o desenvolvimento de um agente que aprendesse a negociar poderia se tornar diferencial para os investidores que desejam obter lucros cada vez maiores. A tomada de decisão baseada em dados históricos é motivação para outras pesquisas no mesmo sentido, no entanto, buscou-se uma abordagem diferenciada no que diz respeito à representação dos estados do algoritmo de aprendizagem-q.

A aprendizagem por reforço, em especial a aprendizagem-q, tem demonstrado ser eficiente em ambientes com vários dados históricos e que procuram recompensar decisões com resultados positivos. Dessa forma é possível aplicar na compra e venda de ações, um algoritmo que premia o lucro e pune o prejuízo.

Além disso, para conseguir alcançar seus objetivos os agentes precisam negociar de acordo com os protocolos específicos da bolsa de valores. Sendo assim, procurou-se também as especificações das regras de negociação entre os agentes que permitirão a compra e venda de títulos da bolsa. Através da troca de mensagens entre os agentes, é possível determinar como a negociação ocorrerá e facilitar a comunicação entre os mesmos, pois fica padronizada a forma como isso acontecerá.

Logo, tendo em vista as especificações dos protocolos de negociação baseados em aprendizagem-q, tem-se nesta pesquisa a modelagem dos agentes inteligentes e os modelos de aprendizagem e negociação necessário para a tomada de decisão das entidades envolvidas.

**Palavras-chave:** Bolsa de Valores, Sistemas Multi-Agente, Aprendizagem-q, Protocolo de negociação, Sistemas de Bolsas de Valores

# ***Abstract***

In this work, we applied the technology of Multi-Agent Systems (MAS) in the capital market, i.e., the stock market, specifically in Bolsa de Mercadorias e Futuros de São Paulo (BM&FBovespa). The research focused mainly on negotiation protocols and learning of investors agents.

Within the Stock Exchange competitive field, the development of an agent that could learn to negotiate, could become differential for investors who wish to increase their profits. The decision-making based on historical data is motivation for further research in the same direction, however, we sought a different approach with regard to the representation of the states of q-learning algorithm.

The reinforcement learning, in particular q-learning, has been shown to be effective in environments with various historical data and seeking reward decisions with positive results. That way it is possible to apply in the purchase and sale of shares, an algorithm that rewards the profit and punishes the loss.

Moreover, to achieve their goals agents need to negotiate according to specific protocols of stock exchange. Therefore, endeavor was also the specifications of the rules of negotiation between agents that allow the purchase and sale of shares. Through the exchange of messages between agents, it is possible to determine how the trading will occur and facilitate communication between them, because it sets a standard of how it will happen.

Therefore, in view of the specification of negotiation protocols based on q-learning, this research has been the modeling of intelligent agents and models of learning and negotiation required for decision making entities involved.

**Keywords:** Stock Exchange, Multi-Agent Systems, Q-Learning, Negotiation Protocol, Stock Exchange Systems

# ***Agradecimentos***

Agradeço a Deus e a minha família.

Também agradeço ao meu orientador Prof.<sup>o</sup> Dr. Sofiane Labidi pelo incentivo e por ter acreditado em mim até o último momento. Não poderia esquecer do amigo Pedro Brandão Neto que mesmo longe se fez presente ajudando e apoiando.

A todos os amigos/irmãos do LSI: Fernando Júnior, Pedriana, Rafael Pinheiro... Enfim, todos que fazem parte do Laboratório.

# ***Lista de Figuras***

2.1	Exemplo de Livro de Ofertas . . . . .	p. 21
2.2	Gráfico de Tendência de Alta Caracterizada por Fundos Ascendentes . . . . .	p. 24
2.3	Gráfico de Tendência de Baixa . . . . .	p. 25
2.4	Exemplo de Gráfico de Resistência e Suporte . . . . .	p. 26
2.5	Retângulo . . . . .	p. 27
2.6	Triângulo . . . . .	p. 28
2.7	Reversão de Alta . . . . .	p. 28
2.8	Reversão de Queda . . . . .	p. 29
2.9	Gráfico de Candlestick . . . . .	p. 30
3.1	Diagrama de Representação de um Agente Inteligente . . . . .	p. 35
3.2	Sistemas Baseados nos Padrões FIPA-ACL . . . . .	p. 38
3.3	Arquitetura interna da plataforma JADE . . . . .	p. 40
3.4	Arquitetura interna de um agente JADE . . . . .	p. 41
3.5	Request Protocol . . . . .	p. 42
3.6	Cancel-Meta-Protocolo . . . . .	p. 44
3.7	Contract Net-Protocol . . . . .	p. 45
3.8	Espaço da Negociação . . . . .	p. 48
4.1	Exemplo de Gráfico de Resistência . . . . .	p. 63
4.2	Exemplo de Resistência e Suporte em um Gráfico de <i>CandleStick</i> . . . . .	p. 63
4.3	Tabela de Q(a,s) para o Agente Comprador . . . . .	p. 64
4.4	Tabela de Q(a,s) para o Agente Vendedor . . . . .	p. 66
6.1	Agente Bolsa e Agentes Corretores . . . . .	p. 71

6.2	Arquitetura Geral do Sistema . . . . .	p. 72
6.3	Perfil dos Investidores . . . . .	p. 73
6.4	Estados da negociação na fase de leilão da bolsa . . . . .	p. 80
6.5	Estados da negociação na fase Negociação Contínua . . . . .	p. 81
6.6	Leilão . . . . .	p. 81
6.7	Negociação Contínua . . . . .	p. 82
6.8	Diagrama de Casos de Uso . . . . .	p. 83
6.9	Diagrama de Classes . . . . .	p. 85
6.10	Diagrama de Atividades . . . . .	p. 85
6.11	Diagrama de Sequência . . . . .	p. 86

# ***Lista de Siglas***

**ACL** Agent Communication Language

**AMS** Agent Management System

**API** Application Programming Interface

**AP** Agent Platform

**BB** Banco do Brasil

**BC** Banco Central

**BDI** Belief Desire Intention

**BMFBovespa** Bolsa de Mercadorias e Futuros de São Paulo

**CE** Comércio Eletrônico

**CFP** Call for Proposals

**CVM** Comissão de Valores Mobiliários

**DF** Directory Facilitator

**DT** Diferença Temporal

**FIPA** Foundation for Intelligent Physical Agents

**GUI** Graphical User Interface

**IA** Inteligência Artificial

**ICS** Intelligent Commerce System

**JADE** Java Agent Development Environment

**JRE** Java Runtime Environment

**JVM** Java Virtual Machine

**KQML** Knowledge Query and Manipulation Language

**LGPL** Library GNU Public License

**LSI** Laboratório de Sistemas Inteligentes

**MTS** Message Transport Service

**OPA** Oferta Pública de Ações

**PDA** Programação Dinâmica Adaptativa

**PDM** Processo de Decisão de Markov

**SA** Sociedade Anônima

**SGBD** Sistema de Gerenciamento de Banco de Dados

**SIPE** Sistema Inteligente de Pregão Eletrônico

**SMA** Sistema Multi-Agente

**TP** Turning Point

**UFMA** Universidade Federal do Maranhão

**VPN** Virtual Private Network

**XML** eXtensible Markup Language

# Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	p. 12
1.1	Objetivos	p. 14
1.1.1	Objetivo Geral	p. 14
1.1.2	Objetivos Específicos	p. 14
<b>2</b>	<b>Bolsa de Valores</b>	p. 15
2.1	Introdução	p. 15
2.2	Ações	p. 18
2.3	Operações da Bolsa	p. 19
2.4	Análise Técnica e Fundamentalista	p. 22
2.4.1	Gráficos de <i>Candlestick</i>	p. 29
2.5	Perfil do Investidor	p. 31
<b>3</b>	<b>Sistemas Multi-Agente</b>	p. 33
3.1	Introdução	p. 33
3.2	Agentes Inteligentes	p. 34
3.2.1	Padrões de Comunicação	p. 36
3.2.2	Plataforma JADE	p. 39
3.3	Negociação em SMA	p. 41
3.3.1	Protocolos de Negociação	p. 41
3.4	Negociação e Bolsa de Valores	p. 45
3.5	Mecanismos de Negociação	p. 48

3.5.1	Teoria dos Jogos . . . . .	p. 49
3.5.2	Aproximação Heurística . . . . .	p. 49
3.5.3	Redes de Contrato . . . . .	p. 50
3.5.4	Leilão . . . . .	p. 51
<b>4</b>	<b>Aprendizagem Computacional</b>	<b>p. 54</b>
4.1	Algoritmos de Aprendizagem por Reforço . . . . .	p. 55
4.2	Aprendizagem-Q . . . . .	p. 60
4.3	Aprendizagem-q Aplicada à Bolsa de Valores . . . . .	p. 62
<b>5</b>	<b>Trabalhos Relacionados</b>	<b>p. 67</b>
<b>6</b>	<b>Modelo do Sistema</b>	<b>p. 70</b>
6.1	Introdução . . . . .	p. 70
6.2	Arquitetura do Sistema . . . . .	p. 71
6.2.1	Agente Corretor . . . . .	p. 72
6.2.2	Agente Investidor . . . . .	p. 74
6.2.3	Agente Bolsa . . . . .	p. 75
6.2.4	Algoritmo de Aprendizagem . . . . .	p. 75
6.3	Negociação em Sistema de Bolsa de Valores . . . . .	p. 76
6.4	Protocolos de Negociação entre os Agentes . . . . .	p. 78
6.5	Diagramas UML . . . . .	p. 82
6.5.1	Diagrama de Caso de Uso . . . . .	p. 83
6.5.2	Diagrama de Classes . . . . .	p. 84
6.5.3	Diagrama de Atividades . . . . .	p. 84
6.5.4	Diagrama de Sequência . . . . .	p. 84
<b>7</b>	<b>Conclusões e Trabalhos Futuros</b>	<b>p. 87</b>

<b>Referências Bibliográficas</b>	p. 91
<b>Apêndice A – Código de Inicialização do <i>Container</i> de Agentes</b>	p. 94
<b>Apêndice B – Código do Agente Corretor</b>	p. 96
<b>Apêndice C – Código do Agente Bolsa</b>	p. 99

# 1 *Introdução*

Há uma grande busca por uma previsão confiável, já que nada resulta do acaso. O lucro é o que move a economia capitalista e, portanto, usar a tecnologia para aumentar os ganhos torna os investimentos inevitáveis. Não é em vão que se diz que o conhecimento representa capital sem a qual nenhuma companhia atual poderia sobreviver. Além de representar valor agregado para produtos e serviços, com a qual se consegue obter vantagens estratégicas, é também vantagem competitiva em uma economia imprevisível e nebulosa.

Em ambientes como o da Bolsa de Valores, já existem algumas técnicas de investimento, como os *robot traders* para automatizar o processo de compra e venda de ativos financeiros. É a tentativa de controlar um ambiente cada vez mais complexo e obter controle sobre um mercado que dificulta a previsibilidade das mudanças.

Hoje, por exemplo, o mercado brasileiro é completamente informatizado e todos os que desejam operar na BM&FBovespa devem estar conectados via rede para alcançar os dados necessário visando a tomada de decisões.

O que se quer aqui é determinar se "existe uma forma de automatizar o processo de negociação entre os investidores da bolsa e aumentar a precisão da tomada de decisão dos mesmos". Para resolver tal problemática recorreu-se aos agentes inteligentes, entidades computacionais com autonomia para resolver determinados problemas, e aos algoritmos de aprendizagem (especificamente a aprendizagem-q) para automatizar os processos de negociação que serão determinados através dos protocolos de negociação (especificados em nossos estudos).

Caso se possa determinar a atuação desses agentes dentro da bolsa de valores juntamente com mecanismos de decisão baseados em resultados históricos, é possível determinar os protocolos de negociação entre os agentes e possivelmente aprimorar os resultados através da automatização do processo de compra e venda de ações.

Após pesquisas no Laboratório de Sistemas Inteligentes (LSI) da Universidade Federal do Maranhão (UFMA), e diversos estudos para empregar as tecnologias de Inteligência Artificial no Comércio Eletrônico e em vários sistemas de negociação (ICS, SIPE, etc.), vislumbrou-se que o mercado de capitais e a Bolsa de Valores é um espaço promissor para a aplicação de agentes inteligentes em um ambiente de mudanças extremas e que, pela velocidade dos acontecimentos, pode ser beneficiado por essa pesquisa.

É nesse sentido que se pretende construir um protocolo de negociação capaz de aprender com erros passados e tomar decisões com base na análise minuciosa de dados históricos. É através das técnicas de aprendizagem *Q-Learning* (aprendizagem-q) que se pretende contornar o problema da previsibilidade dos valores das ações no mercado.

Para chegar a esse fim, dividiu-se esse trabalho dissertativo da seguinte forma:

- O capítulo 2 trata da Bolsa de Valores e seu funcionamento, especificamente, a Bolsa de Valores de São Paulo, já que é o centro das negociações de ações no mercado de capitais brasileiro. Além disso, as principais formas de análise, principalmente a análise técnica, são abordadas aqui como estado da arte para entender como funciona o processo de negociação e investimento. Os principais conceitos também são abordados como, por exemplo, o de ações.
- O capítulo 3 trata dos conceitos envolvendo os Sistemas Multi-Agente. Por ter como uma das bases a criação de agentes inteligentes, é preciso determinar o funcionamento dos mesmos e a forma de interação dos agentes, como se dá o processo de comunicação e troca de mensagens entre os agentes, protocolos de negociação entre agentes e os protocolos usados pelos mesmos dentro da bolsa de valores.
- O capítulo 4 trata dos algoritmos de aprendizagem que serão usados para a tomada de decisão pelos agentes para atingir seus objetivos e investirem.
- Os trabalhos relacionados serão tratados no capítulo 5 para se poder visualizar o caminho que as pesquisas na área estão traçando.
- O capítulo 6 mostra uma visão completa do funcionamento da bolsa de valores de acordo com os agentes que estão inseridos dentro da mesma.

- Por fim, tem-se a conclusão que evidencia os objetivos alcançados, as contribuições e os trabalhos futuros.

## **1.1 Objetivos**

### **1.1.1 Objetivo Geral**

Desenvolver um modelo de protocolo de negociação para a interação entre agentes corretores, bolsa e investidores (compradores e vendedores) no Sistema Inteligente de Bolsa de Valores de tal forma a aprimorar o processo de compra e venda de ações. Além disso, pretende-se também prover mecanismos de aprendizagem para as entidades envolvidas nas negociações como forma de obter melhores resultados nos investimentos no mercado de capitais.

### **1.1.2 Objetivos Específicos**

- Descrever a utilização do protocolo de negociação com base na aprendizagem-q em um cenário de bolsa de valores;
- Descrever o algoritmo de aprendizagem dos agentes envolvidos;
- Desenvolver os protocolos de negociação baseados em aprendizagem-q;
- Determinar as tecnologias utilizadas.

## **2 Bolsa de Valores**

Neste capítulo serão descritos os principais conceitos envolvendo o local que está em foco nesse trabalho dissertativo, a bolsa de valores. O que é, como funciona e o que é necessário para participar do mercado de capitais, com ênfase no Brasil, são alguns dos assuntos abordados. Devido à necessidade de entender os mecanismos de negociação entre agentes, faz-se imprescindível que se entenda primeiro como ocorre as transações diariamente.

### **2.1 Introdução**

Em linhas gerais, se fosse possível resumir o que significa a Bolsa de Valores, poderia-se dizer que se trata de uma fonte de investimentos para empresas que resolvem abrir seu capital. Quando uma empresa faz uma Oferta Pública de Ações (OPA), ela pretende captar recursos e se consolidar no mercado. Para os investidores, esta é uma forma de obter lucros através das negociações de compra e venda (apesar dos riscos envolvidos). Existem, entretanto, outras formas de se obter lucro (como, por exemplo, dividendos dos acionistas, bonifica em ações e juros sobre o capital próprio), mas este não é o foco desta pesquisa.

A história de surgimento da bolsa remonta os tempos da antiga Roma se perpetuando até hoje no mais diversos países do mundo. De acordo com Rocha (apud COSTA JÚNIOR, 2010, p. 18), a bolsa:

”[...]é um mercado onde são efetuadas transações de compra e venda de produtos ou valores mobiliários que são representados por títulos de empresas privadas e instituições governamentais[...]”

Apesar de ser uma instituição importante, ela é parte de uma série de instituições e elementos que formam o Mercado de Capitais, ou Mercado de Renda Variável. Dentre essas, estão: (CAVALCANTE; COSTA, 2009, p. 21)

- Companhias — empresas que têm seus títulos negociados na Bolsa;
- Corretoras — responsáveis por intermediar a negociação dos investidores na Bolsa de Valores;
- Bolsa de Valores — instituição que gerencia as negociações entre os vários agentes do mercado de capitais;
- Agentes — pessoas físicas ou jurídicas (instituições financeiras, bancos, fundos de investimento, Estado etc.) que configuram o componente humano;
- Títulos negociados — normalmente ações de Sociedades Anônimas (S.A.) que representam uma parte do capital das empresas.

Como se pode observar, trata-se de um sistema com várias entidades que não se limita apenas aos enumerados acima, uma vez que há também órgãos governamentais com responsabilidade sobre esse tipo de mercado.

No Brasil, a BM&FBovespa é a principal Bolsa de Valores do país chegando a movimentar bilhões de reais (BM&FBOVESPA, 2012a) e gerenciando a maioria das negociações existentes atualmente. Antes conhecido como um local barulhento onde operadores davam ordem de compra e venda de forma presencial, atualmente todas as transações são feitas através do *software* MegaBolsa. É através dele que as corretoras realizam operações (BM&FBOVESPA, 2012b).

Para este trabalho é extremamente interessante esse centralismo (o fato de haver unicidade sobre o mercado de capitais), já que serão fornecidos dados concisos sobre as operações efetuadas no mercado de ações brasileiro. Isso também facilita o estudo sobre a bolsa de valores e os processos de negociação.

Não menos importante é o aparato tecnológico de funcionamento da bolsa que também é sinal de maturidade do mercado financeiro o que alicerça as pesquisas devido a precisão alcançada pelos dados e nos deixa livre para pensar em soluções que vão além das dificuldades técnicas.

É importante salientar que, na maioria dos casos, todos que desejam investir em empresas de capital aberto devem contratar uma corretora. Somente através dela é que as operações podem ser feitas. Para facilitar a forma como se compra ou vende títulos, os investidores tem hoje disponível, na grande parte das corretoras, *softwares* conhecidos como *HomeBroker*. Todas as corretoras, por sua vez, devem estar cre-

denciadas na Comissão de Valores Mobiliários (CVM) que é a responsável por regular o mercado de ações (CVM, 2012).

Todas as corretoras fazem uso dos índices gerados pela bolsa para alimentar seus dados. É através deles que as mesmas tomam decisões e oferecem informações importantes para seus usuários. Serão os mesmos dados usados neste trabalho para o algoritmo de aprendizagem proposto.

Quanto aos títulos negociados, as ações representam a maior parte do que é negociado nas bolsas de todo o mundo. Apesar disso, existem outros títulos. Podemos destacar as **opções**, conhecidos como derivativos (derivados das ações), que é na verdade um contrato em que é reservado o direito de compra de uma determinada ação a um preço e data pré-estabelecidos; e as **debêntures** que são, em suma, empréstimos em que a S.A. é a mutuária e o debenturista o mutuante e no vencimento a companhia paga ao investidor o reembolso do valor do título com juros e, se houver, dividendos. Além desses, há também os **contratos futuros** que, como indica o nome, é a contratação de compra para entregar ou aceitar a entrega de *commodities* (café, milho, soja, aço, títulos de crédito, índice futuro, índice de energia elétrica etc.) em uma data futura (CAVALCANTE; COSTA, 2009).

As operações que podem ser feitas, na realidade, não se limitam a compra e venda de ações. Há ainda ganhos advindos de operações feitas com as ações que não é foco desta pesquisa. O objetivo são, como forma de delimitar o trabalho, os ganhos realizados com negociações das ações no mercado através de compra e venda.

Fora da bolsa as operações podem ser realizadas no Mercado de Balcão. Ele é usado quando não há intermédio das corretoras na negociação, isto é, acontece fora da bolsa. As negociações que acontecem neste tipo de mercado são normalmente realizados por instituições financeiras (as próprias corretoras, bancos de investimento e distribuidoras de valores) (NODA, 2010)

Pode-se dividir também o mercado em dois subtipos conforme itens abaixo (KÜHL, 2007):

- Mercado Primário — é o mercado no qual são realizadas as operações primárias, ou seja, quando as empresas se iniciam no mercado financeiro e lançam suas ações para o público, como já mencionado, a OPA;
- Mercado Secundário — após o lançamento inicial das ações da companhia no mercado, os ativos podem ser comprados e vendidos por terceiros neste tipo de

mercado.

Portanto, tem-se dois momentos claros. O primeiro é aquele em que a organização resolve captar recursos para aumentar seu capital e sua atuação na economia. O segundo é quando as ações começam a se disseminar no mercado de capitais. Sendo assim, apesar do mercado primário também ser lucrativo em alguns casos, o mercado secundário merece atenção especial, pois é nele que se encontra a maior dificuldade de tomada de decisão devido às flutuações dos preços das ações.

Nas subseções 2.2 e 2.3 a seguir, serão descritos os elementos que compõem as Bolsas de Valores. Trataremos portanto das ações, de que forma se sucedem as operações na bolsa, como se dão as análises de mercado e o perfil dos investidores que alimentarão os dados do sistema no futuro.

## 2.2 Ações

Para entender melhor o mercado acionário é necessário entender um conceito essencial para seu funcionamento. De forma mais detalhada, deve-se responder a pergunta: o que é uma ação? De acordo com (CAVALCANTE; COSTA, 2009, p. 25):

”é um valor mobiliário, ou seja, um instrumento de captação de recursos, representativo de uma parcela do capital social da sociedade anônima emissora que atribui ao titular a condição de sócio desta. Ao dividir o capital social em ações a Companhia facilita a negociação da participação societária desse tipo de sociedade.”

Isso significa que, ao comprar uma ação, você se torna um acionista da Sociedade Anônima (SA). Se torna detentor de direitos sobre a empresa e receberá dividendo dependendo do tipo de ação. Em virtude disso é necessário que o correntista saiba em quais ações deve investir e as características de cada tipo de ação que negocia.

As ações podem ser classificadas em dois tipos:

- Ações Ordinárias (ON) — dão aos acionistas direitos de voto e participação em dividendos das organizações com capital aberto. Esse direito de voto se dá proporcionalmente à quantidade de ações que existe na carteira do acionista;
- Ações Preferenciais (PN) — ao acionista detentor desse tipo de ação é dado algumas predileções em relações ao recebimento de dividendos e recebimento de capital em caso de liquidação da companhia.

Quanto à forma, as ações podem ser divididas como a seguir:

- Nominativas — Cautelas ou certificados que apresentam o nome do acionista, cuja transferência é feita com a entrega da cautela e a averbação de termo, em livro próprio da sociedade emitente, identificando novo acionista (BM&FBOVESPA, 2012c);
- Escriturais — Ações que não são representadas por cautelas ou certificados, funcionando como uma conta corrente, na qual os valores são lançados a débito ou a crédito dos acionistas, não havendo movimentação física (BM&FBOVESPA, 2012c) dos documentos.

Há ainda um detalhe importante em relação às ações que diz respeito a sua nomenclatura. Normalmente, a denominação se dá seguinte forma: ação - que também é chamada de *papel* pode ser determinada por quatro letras e um número, sendo as primeiras a representação do nome da empresa e o último o tipo de ação dos papéis dessa empresa. Por exemplo, PETR3, PETR4 que representam a empresa Petrobrás S.A.. Nesse caso, o número "3" indica uma ação ordinária e o "4" uma ação preferencial. Os demais números indicam classes diferentes de ações preferenciais (MALHEIROS, 2008).

As ações são entendidas como a unidade básica a ser analisada para a obtenção dos dados de análise técnica. Além disso, cada ação possui variações de preço independente das demais. Portanto, os algoritmos e técnicas de aprendizagem serão aplicados separadamente para cada título individual. Serão tratados, então, de como ocorrem as negociações na bolsa, ou seja, como essas ações devem ser operadas no mercado de capitais.

## 2.3 Operações da Bolsa

Na tentativa de entender melhor o funcionamento da bolsa, busca-se primeiro a forma de operacionalização do mercado, uma vez que cada país possui normas próprias e cada Bolsa de Valores também tem funcionamento determinado por normas internas. A BM&FBovespa, por exemplo, possui uma série de normas a serem seguidas para quem deseja operar no mercado financeiro.

A BM&FBovespa executa um sistema fixo de negociações com horários e ordem bem definidos. Todas as operações acontecem de acordo com o fuso oficial brasileiro respeitando o horário brasileiro de verão. Os negócios são iniciados às 10 horas da manhã e encerrados às 17 horas (BM&FBOVESPA, 2011).

Apesar de possuir horários fixos, os negócios também podem ser efetuados fora do horário pré-determinado como será explicado a seguir. Antes e depois do pregão acontecem leilões para avaliar os índices. É dessa forma que se formam os valores iniciais que norteiam as operações durante todo o dia.

Antes da abertura é feito um leilão de 15 minutos. Esse procedimento se dá de tal forma que se pode ter o preço médio das ações já na abertura do mercado. Dessa forma, todas as ordens poder ser enviados com antecedência de 15 minutos para o sistema. Nesse caso, todas as ordens de compra que estiverem com o preço acima ou igual à média serão executadas. Esse mesmo leilão acontece 5 minutos antes do fim das negociações para levantar o preço de fechamento (BM&FBOVESPA, 2011).

Outro período importante para realização de compra e venda, conhecido como *After Market* que corresponde ao horário entre 17:45 (17 horas e 45 minutos, i.e., logo após o término do pregão) e termina às 19:00 (19 horas). Podem ser realizadas qualquer tipo de transação nesse horário desde que não viole o limite de 2% em relação ao preço final daquele dia (BM&FBOVESPA, 2011). As operações feitas durante o dia, em que a compra e a venda ocorrem no mesmo dia, são chamadas de *Day Trade*.

As ofertas de compra e venda de uma ação são feitas através do *HomeBroker* da corretora. Quando um investidor emite uma ordem de compra ou venda, elas são organizadas em um livro de ofertas (também conhecido como *book* de ofertas).

Para as ordens de compra, tem prioridade aquelas com maior valor, mas em caso de empate o critério para desempate se dá pela ordem em que as ofertas são realizadas, ou seja, a que entrar primeiro no livro de ofertas tem prioridade.

No caso da venda, funciona da mesma forma, ou seja, no *book* vende primeiro quem tem o menor preço de venda e o desempate se dá pela ordem de entrada no livro de ofertas.(CAVALCANTE; COSTA, 2009)

As ferramentas usadas pelos clientes para avaliar os papéis que possuem são fornecidas pelas corretoras, mas normalmente junto com elas são oferecidos serviços de análise técnica e fundamentalista tendo em vista o auxílio aos detentores dos títulos. Com isso, apesar de todas essas questões técnicas, o que se quer é fornecer tanto à

corretora como aos clientes mecanismos melhores de análise técnica.

Lista de Ofertas					
Ofertas VALE5					
Compra			Venda		
Corretora	Quant.	Preço	Preço	Quant.	Corretora
ÁGORA-SENIOR	5 K	43,53	43,63	2,10 K	INTRA
TÍTULO	1 K	43,52	43,65	3 K	INTRA
ALPES	1 K	43,51	43,65	3 K	INTRA
AMERICAINVEST	100	43,50	43,67	800	INTRA
SPINELLI	200	43,50	43,68	1,90 K	INTRA
ÁGORA-SENIOR	300	43,50	43,70	200	ATIVA
ÁGORA-SENIOR	6 K	43,50	43,75	2 K	CODEPE
SOCOPA	100	43,50	43,75	1,60 K	ÁGORA-SENIOR
BANIF PRIMUS	800	43,50	43,77	600	ÁGORA-SENIOR
PROSPER	1,20 K	43,50	43,77	500	PLANNER
ITAÚ	100	43,47	43,79	1 K	UMUARAMA
INVESTSHOP	100	43,46	43,80	1,20 K	HSBC
BANESPA	100	43,45	43,80	300	TÍTULO
NOVINVEST	400	43,45	43,80	800	TÍTULO
SPINELLI	100	43,43	43,80	2 K	ITAÚ
UMUARAMA	2 K	43,41	43,80	3,10 K	ITAÚ
COINVALORES	100	43,40	43,80	2 K	SOCOPA
BRADESCO	100	43,40	43,85	100	GRADUAL
ÁGORA-SENIOR	4 K	43,40	43,87	100	SPINELLI
BRADESCO	500	43,40	43,88	4 K	HSBC
BRADESCO	2 K	43,35	43,89	3 K	BANIF PRIMUS
BRADESCO	100	43,32	43,89	1 K	UMUARAMA
INTERFLOAT HZ	900	43,31	43,90	2 K	PROSPER
BRADESCO	200	43,30	43,90	900	ATIVA
ÁGORA-SENIOR	1,50 K	43,30	43,90	5 K	COINVALORES
ÁGORA-SENIOR	5 K	43,30	43,90	5 K	GRADUAL
LINK	200	43,30	43,95	1 K	GRADUAL
ÁGORA-SENIOR	400	43,30	43,95	300	ÁGORA-SENIOR

Figura 2.1: Exemplo de Livro de Ofertas  
Fonte: Disponível em <http://mercadoreal.net/?cat=1>

Na figura 2.1 é possível visualizar um exemplo de livro de ofertas para o título VALE5. Os preços são organizados por valor de compra (do maior para o menor) e preço de venda (menor para o maior). Além disso, é identificada a corretora que possui a oferta, já que ela é o intermediário entre os investidores da bolsa. Também é mostrada a quantidade de ações a serem compradas ou vendidas, uma vez que, normalmente, as ações são vendidas em lotes de ações e não de forma fracionada. Pode-se ver que a corretora ÁGORA-SENIOR é a que possui o maior preço de compra, isto é, R\$ 43,53 por um lote de 5 mil ações. Para venda, a corretora INTRA vende com o menor preço a R\$ 43,63, uma quantidade de 2 mil e 100 ações.

No caso das ordens de compra feitas com o valor de R\$ 43,50, terá prioridade a Corretora AMERICANINVEST pois fez a oferta primeiro. Já para as vendas, as ordens de R\$ 43,80 darão prioridade à corretora HSBC, já que se posicionou à frente nas ofertas de venda.

As ações são organizadas em lotes para efeitos de negociação. Normalmente, os lotes são de 100, 1.000, 10.000 ou 100.000 ações. Algumas empresas organizam lotes padrões. A Pretrobás tem lotes de 100 ações como padrão. Se o valor de cada ação girar em torno de R\$ 40,00, o investimento inicial mínimo será de R\$ 4.000,00 para lotes de 100 ações.

Sendo assim, será usado como padrão de análise para negociações, os lotes básicos para cada ação. Se determinada ação possui lotes de 1000 ações como padrão, então será a quantidade adotada como base para análise de investimento de compra e venda.

## **2.4 Análise Técnica e Fundamentalista**

Existe uma extensa discussão em torno das análises feitas para determinar o melhor momento de comprar ou vender uma ação. Um grupo de estudiosos economistas da bolsa de valores e do mercado financeiro defende a análise que vai além dos números e gráficos, afirmando que empresas sofrem influências externas e que é necessário avaliar notícias e fatos que levam os índices para cima e para baixo de acordo com o ambiente externo ao qual estão submetidas as empresas de capital aberto (SACHETIM, 2006).

Outra fatia de analistas, desconsidera que exista a necessidade de avaliar qualquer tipo de notícia, afirmando que há apenas a necessidade de considerar números e gráficos como forma de analisar as tendências do mercado. Logo, existem dois ramos evidentes: a Análise Técnica (em que os números e gráficos são usados como base de análise) e a Análise Fundamentalista (em que as notícias sobre a empresa e o mercado influenciam nas decisões de investimento).

O fato é que notoriamente o mundo se abala diante de notícias, negativas ou positivas, a exemplo da bolha imobiliária americana, a crise na Grécia e vários outros fatos que abalam a economia global. No entanto, é inegável que as análises técnicas possuem em seus gráficos o resultado dessas influências externas nos seus números. É preciso avaliar o melhor dos dois mundos para decidir de forma contundente o melhor momento para investir. Apesar disso, em virtude da complexidade que envolve a análise fundamentalista, o objetivo fundamental aqui é ser alicerçado em análise estatísticas e gráficas.

Há três princípios que norteiam a Análise Técnica como conceitos chaves para todos os métodos envolvidos nesse tipo de análise (BB, ):

1. **O preço desconta tudo:** Todas as informações relevantes estão embutidas no preço das ações. O porquê do movimento de baixa ou alta pode ter motivos difíceis de descobrir, mas todas as informações estão contidas no preço. Dominar como os preços se movem é mais importante do que o motivo, ou seja, saber a hora certa de comprar ou vender sem necessariamente descobrir os motivos de queda ou subida das ações. Portanto o preço possui todas as informações necessárias para a análise do mercado;
2. **O preço tem tendência:** Os preços demonstram as tendências negativas e positivas, logo o comportamento geral do mercado é o reflexo do movimento dos investidores gerando tendências previsíveis. Não há aleatoriedade, e sim previsibilidade. A estabilidade ou turbulência gera emoções no mercado capazes de revelar as inclinações da economia. Sabendo analisar esses dados é possível determinar o melhor momento de comprar ou vender.
3. **A história se repete:** Ao longo da história certos comportamentos foram se repetindo revelando que existem padrões que podem ser descobertos nos dados fornecidos pelos gráficos. Dessa forma, revela-se a previsibilidade que faz com que a análise técnica seja um método seguro de tomada de decisão. Apesar de ser empiricamente comprovado, há que se ter muito cuidado para não olhar padrões que não existem.

É perceptível que analistas técnicos evitam severamente se separar dos dados numéricos. Se se notar bem dentre esses princípios sempre há a tendências de encontrar todas as respostas nos valores do índices do mercado. Um princípio importante para nossa pesquisa, é o de que "a história se repete" revelando que existem padrões de mercado que podem ser utilizados como forma de se antecipar aos acontecimentos.

Agregado a isso, sabe-se que a principal ferramenta do analista técnico é o gráfico. É com ele que é possível avaliar tendências e momentos de fazer um investimento. Os gráficos são determinados em função da cotação de uma ação que flutua de acordo com o decorrer do tempo e nos permite avaliar tendência de alta ou tendência de queda de acordo com padrões bem definidos e estudados ao longo do tempo.

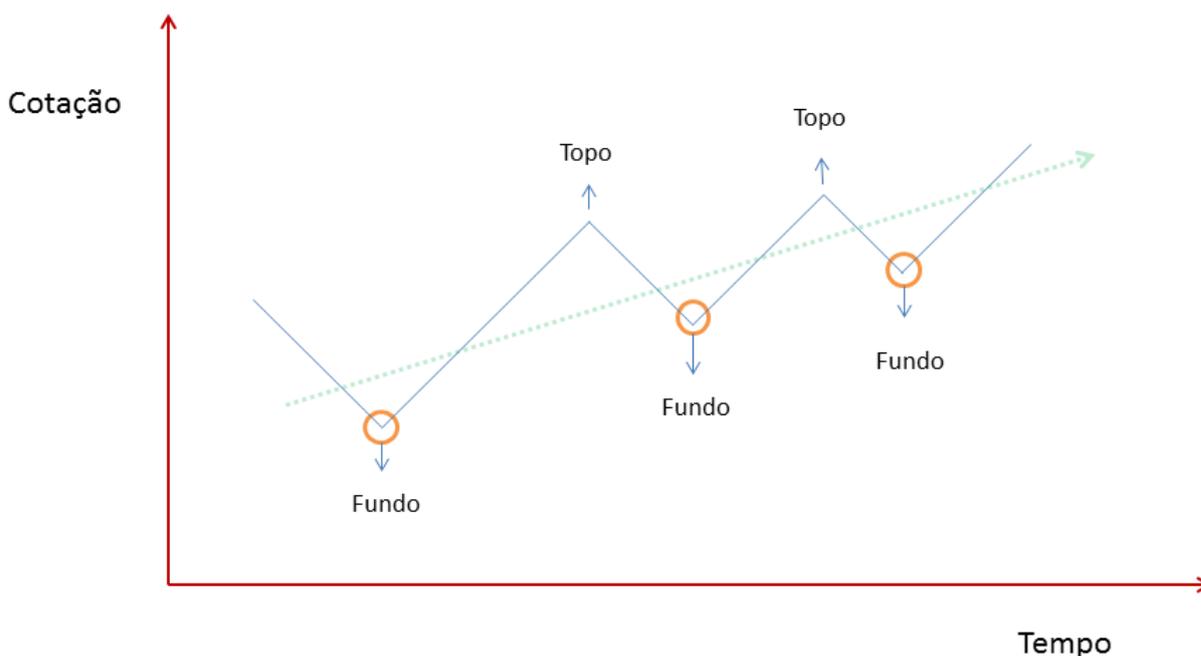


Figura 2.2: Gráfico de Tendência de Alta Caracterizada por Fundos Ascendentes  
Fonte: Baseado em Guarnieri (2006)

Na figura 2.2 temos um exemplo que demonstra um quadro de alta nas cotações. O gráfico cotação/tempo revela dois componentes importantes: o topo e o fundo (valores de fechamento de um ativo em um determinado momento).

Uma sequência ascendente de fundos sucessivos revela uma tendência de alta o que para alguns analistas revela o momento correto de comprar uma ação, já que se for comprada a um baixo preço pode ser vendida em alta e resultar em lucro. Só será confirmada a tendência de alta com três fundos, caso haja apenas dois fundos, é preciso esperar por um terceiro para obter a confirmação.

As análises dos gráficos nesses momentos serão essenciais em especial nas ocasiões nas quais se deve fazer a análise técnica, uma vez que revela grande probabilidade de venda que alimentará nosso sistema.

Já a figura 2.3 revela um gráfico de tendência de baixa no qual topos sucessivos se encontram em linha descendente. Nesse caso, é necessário avaliar se há mais de três topos sucessivos, pois se há apenas dois topos não é caracterizada a tendência sendo necessário esperar por um terceiro. Alguns analistas consideram um momento cuja a venda se torna necessária para evitar prejuízos maiores. No entanto, o investidor deve avaliar se considera um momento bom para vender suas ações.

Quando se vê gráficos que se encaixam nesse padrão, então se sabe que existe

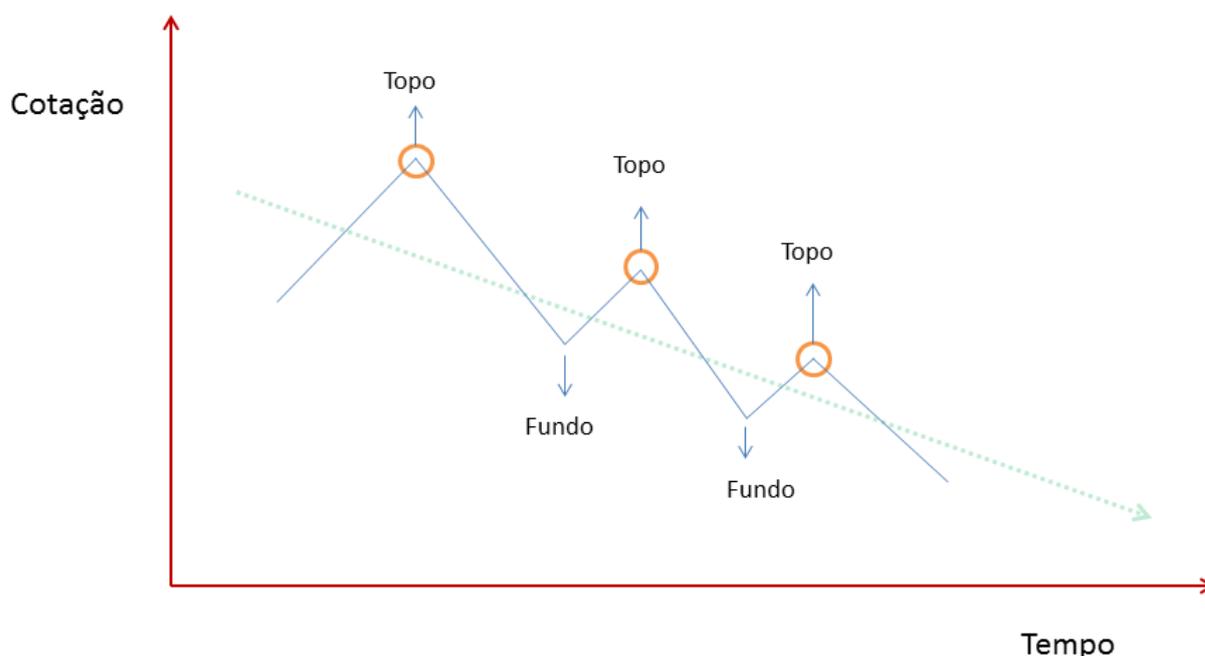


Figura 2.3: Gráfico de Tendência de Baixa  
 Fonte: Baseado em Guarnieri (2006)

uma força de venda que ultrapassa a força de compra. Quando existem vários topos descendentes, os vendedores estão tentando vender suas ações o que força ainda mais os preços das ações para baixo seguindo a tendência da lei econômica da oferta e da procura, i.e., se há muita oferta, os preços caem e se há muita procura os preços sobem.

Há também dois elementos importantes a serem analisados: o suporte e a resistência. Na figura 2.4, por exemplo, pode-se visualizar graficamente o comportamento dos dois, através das retas indicativas. Essencialmente, eles se refletem como barreiras que impedem um movimento de subida (resistência) ou descida (suporte). Uma linha horizontal é traçada a partir dos fundos, revelando que determinado valor é mais difícil de ser ultrapassado, ou, a partir do mesmo princípio, uma linha horizontal é traçada nos topos.

No caso do suporte isso acontece devido a uma tendência de baixa que é interrompida devidos ao aumento da procura por determinadas ações, uma vez que é natural já que todos querem comprar no menor preço possível. Funciona quase que como uma barreira emocional em que todos esperam o momento certo para comprar e que, portanto, é revelada no gráfico como uma linha de suporte.

Para a resistência, o caso é diferente. Tem-se um linha limitando a subida de preços revelada através de vários topos sucessivos formando uma linha horizontal.

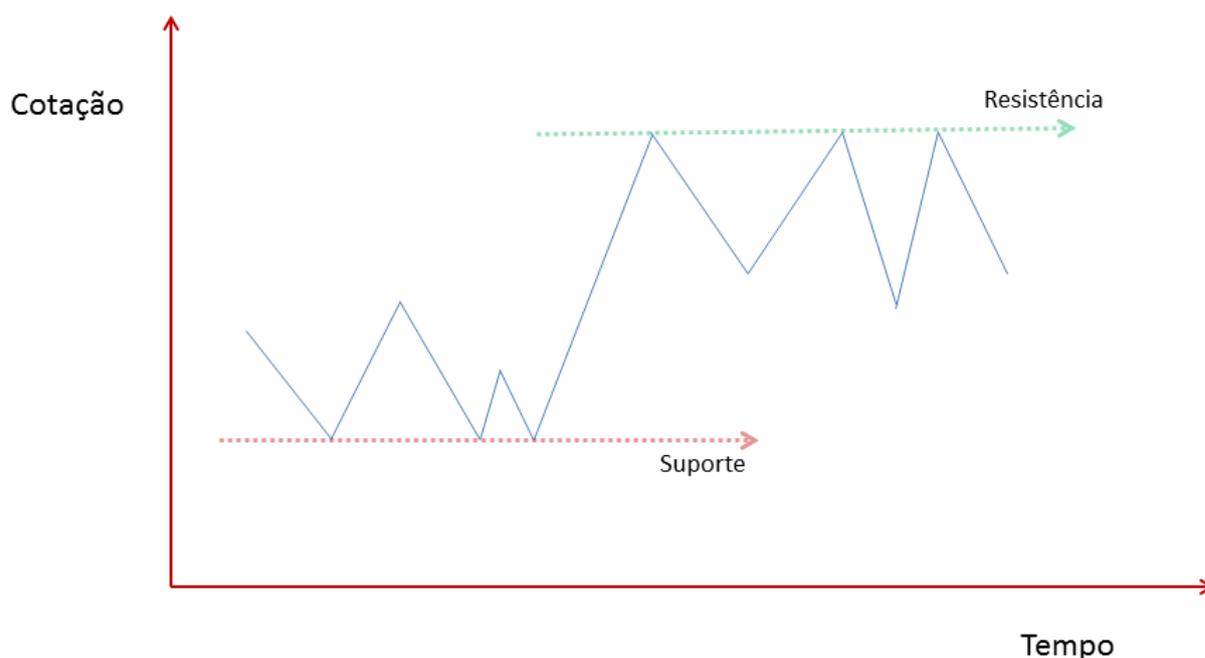


Figura 2.4: Exemplo de Gráfico de Resistência e Suporte  
 Fonte: Baseado em Guarnieri (2006)

Nesse caso, revela-se que os vendedores estão se tornando mais fortes que os compradores. Isso decorre do fato de que quando há uma tendência de alta todos desejam comprar aquele ativo na esperança de obter lucros.

Os gráficos revelam ainda mais informações importantes. Pelo fato de representar o comportamento em massa de investidores (também conhecido como efeito manada em situações de crises ou extremo otimismo) acabam gerando formas que se repetem com frequência demonstrando padrões reveladores. As figuras geométricas são frequentemente identificadas como tendências de mercado e alguns exemplos encontrados são: retângulos, triângulos, bandeiras etc. Outras vezes são até mesmo determinadas em função da anatomia do corpo, como por exemplo: ombro, cabeça, ombro.

Muitas vezes todas essas analogias a figuras geométricas servem para determinar movimentos em que há um equilíbrio no mercado ou até mesmo alguma reversão de tendência. É preciso haver pudor ao avaliar esses padrões geométricos para não correr o risco de olhar em todos os momentos padrões que por ventura possam nem existir.

É interessante notar que isso revela algo que se busca nesse trabalho, ou seja, o mercado se repete e portanto, os algoritmos baseados em aprendizagem podem se comportar muito bem em um ambiente desse tipo inclusive revelando novos padrões

escondidos. Para a análise técnica é uma vantagem estratégica, pois é capaz de aumentar a probabilidade de acerto nas informações de previsão geradas a partir dos gráficos.

Não se pode deixar de observar que isso pode resultar em um estudo estocástico, como vários que existem em torno do assunto, nas análises de previsão do mercado, através das cadeias de Markov como forma de identificar padrões escondidos nos dados históricos.

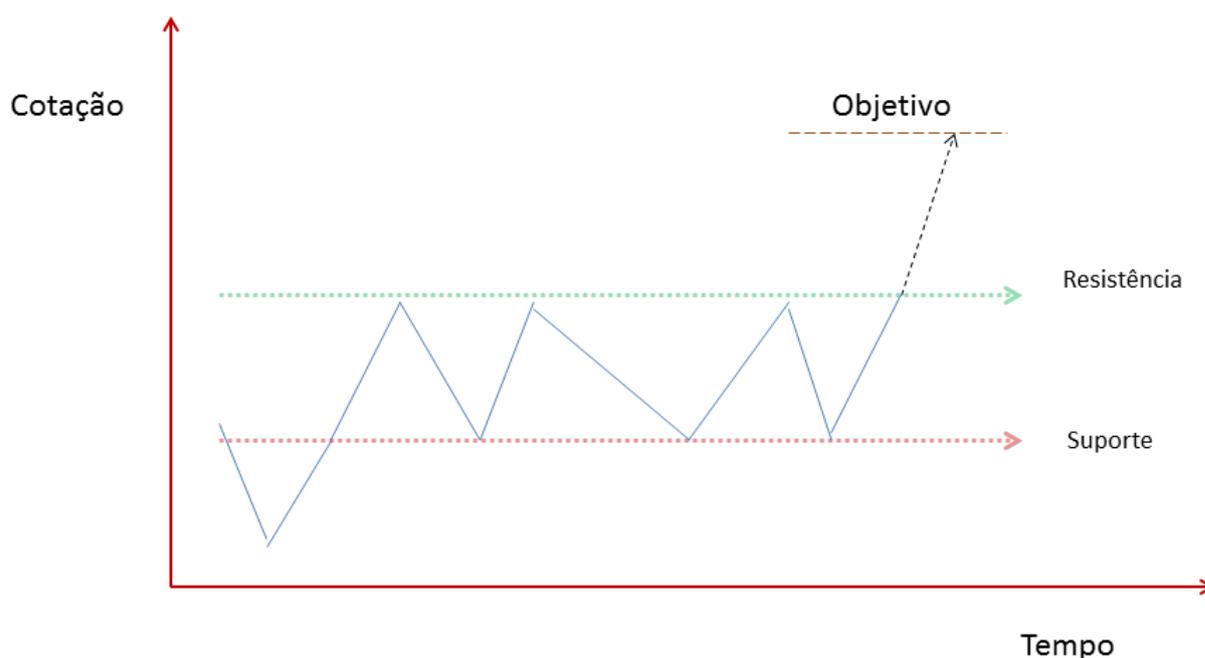


Figura 2.5: Retângulo  
Fonte: Baseado em Parracho (2010)

Alguns gráficos de continuidade que revelam tendência de equilíbrio são: retângulo e o triângulo. Na figura 2.5 é mostrado o retângulo que demonstra uma ruptura na tendência do mercado com preços que oscilam, mas mantêm a estabilidade. Como se pode ver, o gráfico é caracterizado por duas linhas paralelas. Nesse tipo de gráfico, em virtude do provável equilíbrio, verifica-se o momento em que a maioria aguarda para comprar ou vender.

Outra forma que se pode visualizar é demonstrada na figura 2.6. Trata-se do triângulo simétrico, que indica a convergência para um valor. Existem outros tipos: triângulo de alta (que tem a mesma geometria, mas de forma ascendente) que, logicamente, indica tendência de alta constante e o triângulo de baixa (descendente) que caracteriza tendência de baixa.

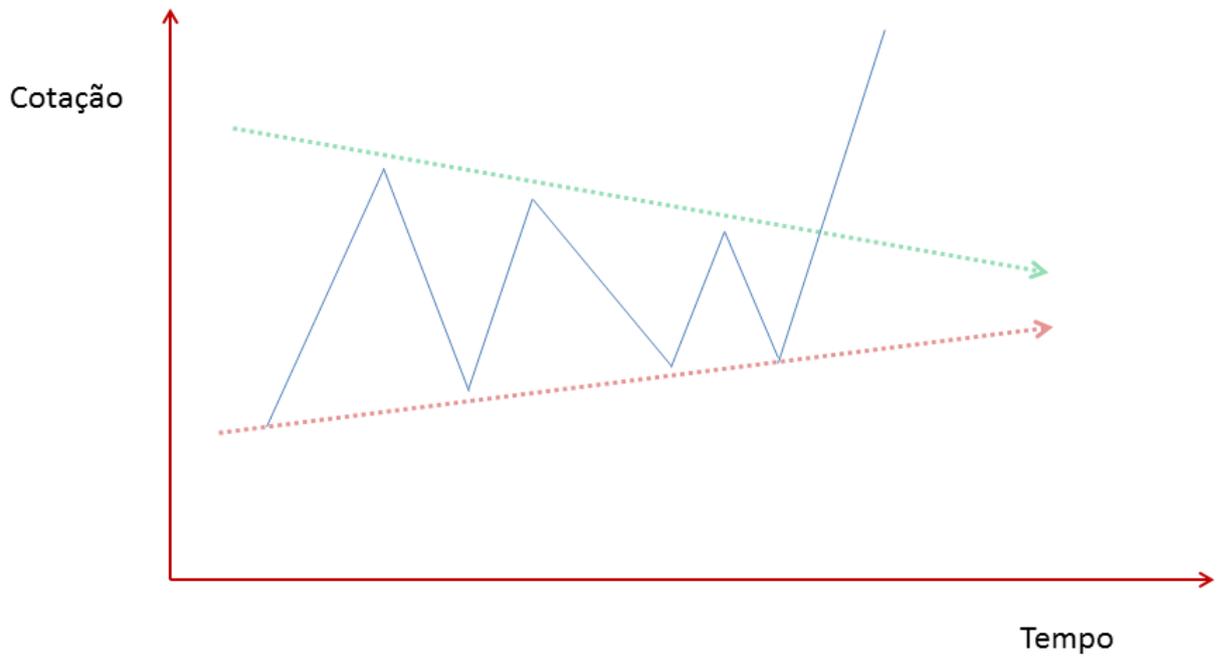


Figura 2.6: Triângulo  
Fonte: Baseado em Parracho (2010)

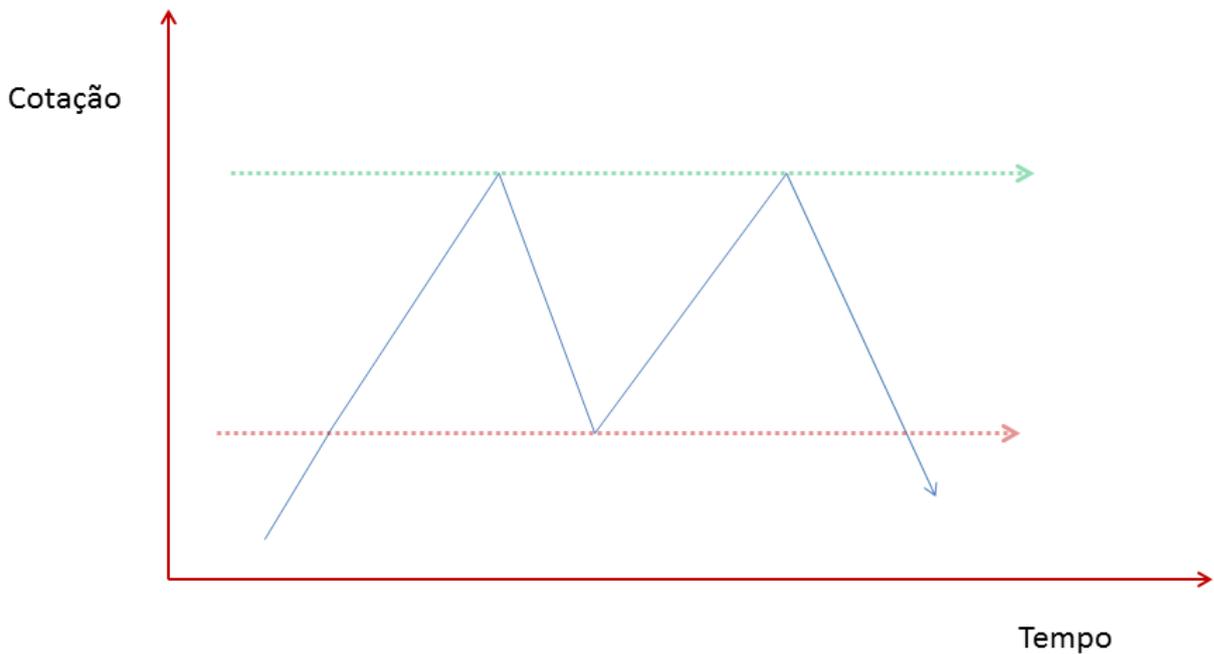


Figura 2.7: Reversão de Alta  
Fonte: Baseado em Parracho (2010)

Outras figuras que, ao contrário dos gráficos de continuidade, indicam reversão de tendência, podem ser visualizadas nas figuras 2.7 e 2.8. Como se pode observar, tem-se a inversão de uma situação que parecia indicar tendência de alta, mas se tornou tendência de baixa e vice-versa.

No caso da reversão de alta, a mesma é vista como a letra M. Possui dois topos sucessivos e obtém-se tal formato a partir da inserção de duas linhas paralelas, uma corta os dois topos e a outra o fundo. A reversão de baixa é vista como um W e determina um movimento contrário de baixa, ou seja, quando tudo indicava tendência de baixa há uma reviravolta e segue-se a tendência de alta.

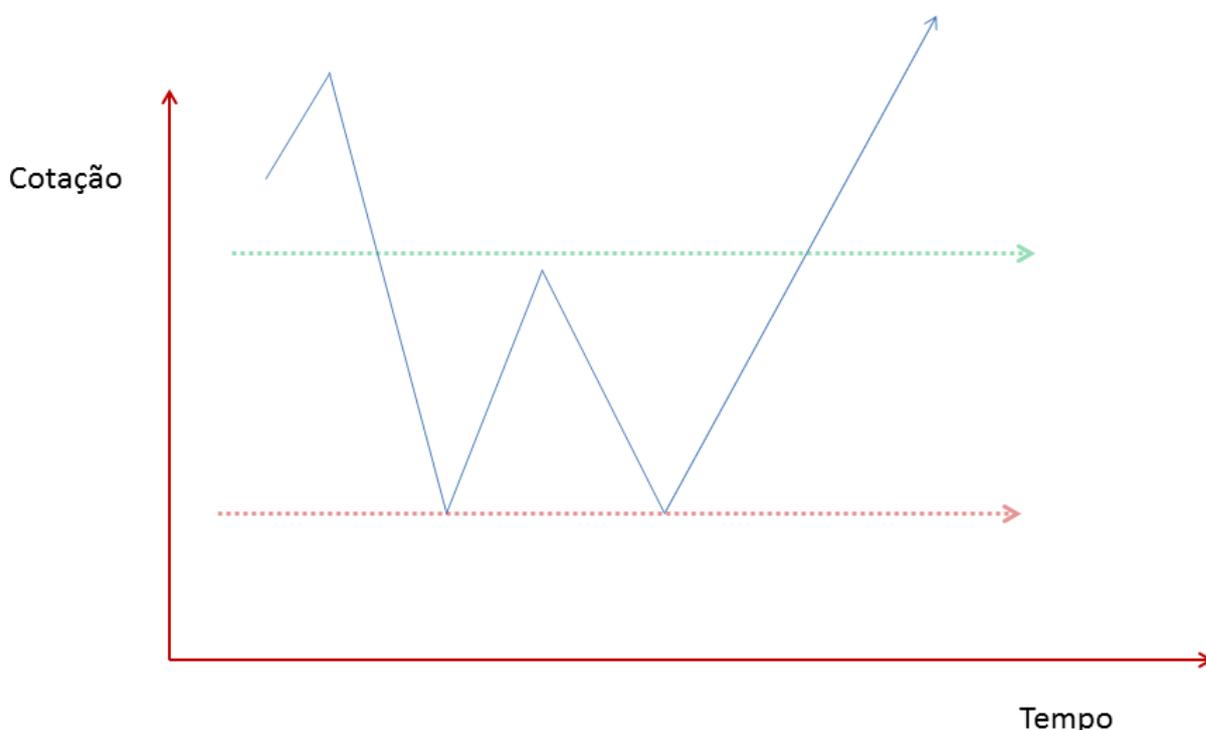


Figura 2.8: Reversão de Queda  
Fonte: Baseado em Parracho (2010)

### 2.4.1 Gráficos de *Candlestick*

Um das técnicas mais utilizadas para análise de gráfico foi desenvolvida por japonesas no século XVIII representada naquela época através de grãos de arroz. O desenvolvimento dessa técnica se deve a Homma, negociante de arroz na cidade de Sakata no Japão. Chegou aos Estados Unidos através da corretora Merrill Lynch e um analista técnico da mesma. A partir de 1990, Steve Nilson publicou artigo revelando a técnica que se disseminou no ocidente e é largamente utilizada no mundo inteiro.

Além de revelar todos os padrões vistos anteriormente, os gráficos de *Candlestick* apresentam várias outras formas que sinalizam reversões de tendência no mercado. Conforme a figura 2.9 os *candles*, representados a partir de uma barra, que apresenta os valores de abertura e fechamento, apresentam o valor máximo atingido no

dia e o valor mínimo do dia aumentando a quantidade de informações que podem ser demonstrada através de um gráfico.

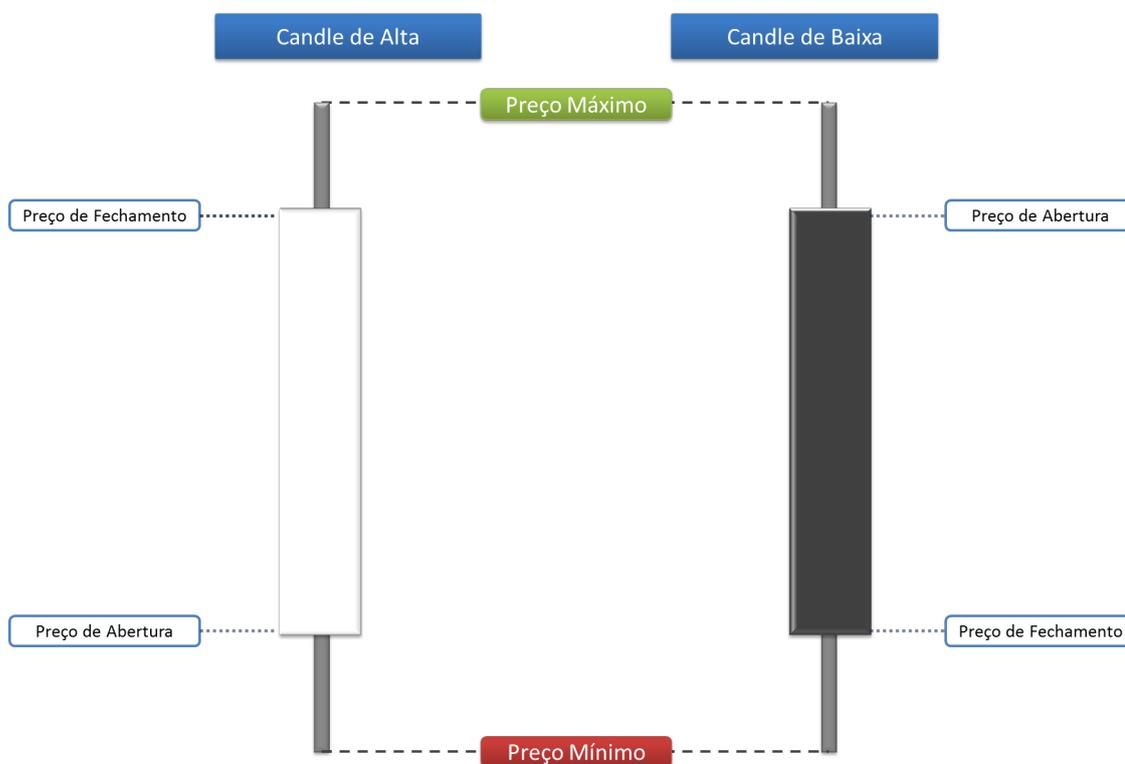


Figura 2.9: Gráfico de Candlestick  
Fonte: Baseado em Costa Júnior (2010)

Se o gráfico apresenta uma barra na cor branca, então isso demonstra que a tendência foi de alta, por outro lado se a barra for da cor preta, então houve queda o que permite se ter, em todos os pontos do gráfico, a capacidade de saber se houve alta ou queda em determinado dia.

Portanto, tem-se no gráfico de candlestick (DEBASTIANI, 2007):

1. Preço de abertura: preço pelo qual foi fechada a primeira negociação do dia;
2. Preço de fechamento: preço pelo qual foi fechada a última negociação do dia;
3. Preço mínimo: preço mais baixo do dia para o papel;
4. Preço máximo: preço mais alto do dia para o título;
5. Preço médio: valor que pode ser obtido a partir da divisão do volume em dinheiro negociado para determinado ativo pela quantidade de papéis negociados. Ou seja, é a média aritmética do preço para o título.

## 2.5 Perfil do Investidor

Antes de determinar os vários tipos de investidores e os perfis dos mesmos, é preciso entender as formas de investimento mais comuns.

- **Individual** – quando um investidor contrata os serviços da corretora, devidamente credenciada no Banco Central, Bolsa de Valores e CVM, obedecendo às normas correspondentes. O investidor é orientado na escolha das ações e transmite as ordens de compra e venda, ou, se possui conhecimento suficiente, determina qual a melhor aplicação para seu dinheiro;
- **Clubes de Investimento** – consiste em um agrupamento de pessoas físicas que contratam uma corretora com o intuito de construir um clube de investimentos. Para a tomada de decisões, um representante determina quais as deliberações do grupo e comunica à corretora através das interfaces disponíveis;
- **Fundos de Investimento** – nesse quesito, a compra é realizada por cotas de um fundo de ações, administrado por um corretora, um banco ou um gestor de recursos independentes.

Independente da escolha da forma de investimento, em todos os casos, exceto o mercado de balcão, necessita do intermediário financeiro, isto é, as corretoras. No entanto, apesar de maneiras diferentes de entrar nesse mercado, cada investidor possui perfil diferente para aplicação em ativos da bolsa.

A Bolsa de Valores é altamente afetada por emoções dos investidores que movidos por fatores psicológicos acabam tomando decisões que não deveriam acontecer se houvesse uma análise objetiva. Na verdade cada investidor dispõe de um perfil próprio que o caracteriza enquanto ator desse mercado.

Pereira (2006) especifica três tipos de perfis de investidores.

1. **Agressivo:** é o investidor capaz de arriscar um grande volume de dinheiro em aplicações normalmente de curto prazo em um cenário que o mesmo considera otimista. Além disso, na maior parte dos casos não pulveriza as modalidades de investimento, fazendo com que tenha grande possibilidade de fracassar. No entanto, em caso positivo, garante lucros acima da média do mercado;

2. **Moderado:** caracteriza-se por diversificar seu investimento prevendo situações de risco. Frequentemente aplica em médio e longo prazo e em algumas situações a curto prazo. Esse tipo de investidor normalmente obtém ganhos razoáveis em virtude da forma como toma decisões;
3. **Conservador:** é a espécie de investidor que sempre avalia o pior caso, apostando portanto apenas em situações favoráveis. Não gosta de correr riscos e portanto faz aplicações de longo prazo. Com isso, os lucros de quem tem esse perfil são menores que os demais devido a forma como faz seus investimentos.

## **3    *Sistemas Multi-Agente***

Neste capítulo, serão introduzidos os conceitos centrais dos Sistemas Multi-Agente (incluindo os agentes). Em virtude da necessidade de automatização dos processos de negociação, é necessário um estudo dessas entidades, uma vez que serão construídas com o intuito de construir protocolos de negociação que necessitam de comunicação mais sofisticada. Sendo assim, tanto os conceitos principais, como mecanismos de troca de mensagens serão estudados aqui.

Também serão apresentados os principais conceitos de negociação e como ela será efetuada no nosso ambiente multi-agente. Além disso, um estudo de como se dará a interação entre os principais agentes envolvidos no sistema. Essa análise leva em consideração a possibilidade de automatização das negociações entre os agentes no sistema a ser desenvolvido. Ao final, os protocolos de negociação de ações, que é um dos objetivos desse trabalho dissertativo, serão discutidos.

### **3.1    Introdução**

Alguns agentes econômicos (participantes da Bolsa de Valores) em virtude da velocidade dos acontecimentos e dos avanços tecnológicos iminentes, necessitam de meios que acompanhem esse ritmo. É o caso dos participantes do mercado de capital que urgem por soluções que consigam alcançar seus objetivos de forma rápida e eficaz e com maior precisão. Para se chegar a esse resultado, pode-se adotar a construção de um SMA que seja capaz de representar os atores do mercado.

Os Sistemas Multi-Agente (SMA) são, dentro da IA, campo de atuação para a utilização de entidades autônomas. Um novo paradigma de desenvolvimento orientado a agentes surgiu em função da necessidade de uma nova visão para a criação de sistemas com requisitos complexos.

Dentro desse novo cenário, é possível mudar a forma como se desenvolve *softwa-*

res que demandam principalmente um nível mais elevado de resolução de problemas. Os agentes facilitam a criação, por exemplo, de mecanismos de tomada de decisão similares aos humanos, além de prover mecanismos de comunicação superiores aos usados no paradigma orientado a objetos.

Isso não acontece de forma milagrosa, é preciso a utilização de *frameworks* de desenvolvimento de protocolos bem definidos de comunicação. Cada agente é definido em termos de seus objetivos, conhecimento e capacidade social o que lhe confere autonomia dentro do ambiente onde está inserido.

Em termos tecnológicos, um SMA possibilita a criação de um ambiente como o da Bolsa de Valores através de agentes computacionais que representam os agentes humanos. Hoje já é fato que muitos agentes do mercado econômico fazem uso das mais diversas tecnologias para diminuir o risco de falhas (devido ao fator emocional que envolve os investidores e ao perfil inerentes aos mesmos), uma vez que não há como falar em economia sem a incessante necessidade de lucros.

## 3.2 Agentes Inteligentes

A definição do que é um agente não é um consenso geral, apesar de ser um tema antigo. No geral, o conceito varia de acordo com o campo de atuação em que a tecnologia é utilizada. Algo em comum entre a maioria dos conceitos é a autonomia do agente de agir ou reagir de forma flexível no ambiente no qual está inserido. De acordo com Wooldridge *et al.* (apud TOMAZ, 2003, p. 51-52) um agente é: "[...] um sistema computacional que está situado em algum ambiente e que é capaz de executar ações autônomas de forma flexível neste ambiente, a fim de satisfazer seus objetivos de projeto".

Já para Russel e Norving (2004, p. 33) o agente "é tudo que pode ser considerado capaz de perceber seu **ambiente** por meio de **sensores** e de agir sobre esse ambiente por intermédio de **atuadores**"(**grifo deles**). Nesse sentido, percebe-se a presença de vários pontos importantes para determinar o que é um agente. Autonomia, ambiente e flexibilidade para atuar e perceber esse mesmo ambiente.

Após ter determinado o conceito de um agente, faz-se necessário definir sua arquitetura. Com base em seu conceito inicial, supramencionado, pode-se visualizar um agente conforme a figura 3.1 que retrata sua capacidade de atuação baseado na

percepção do ambiente.

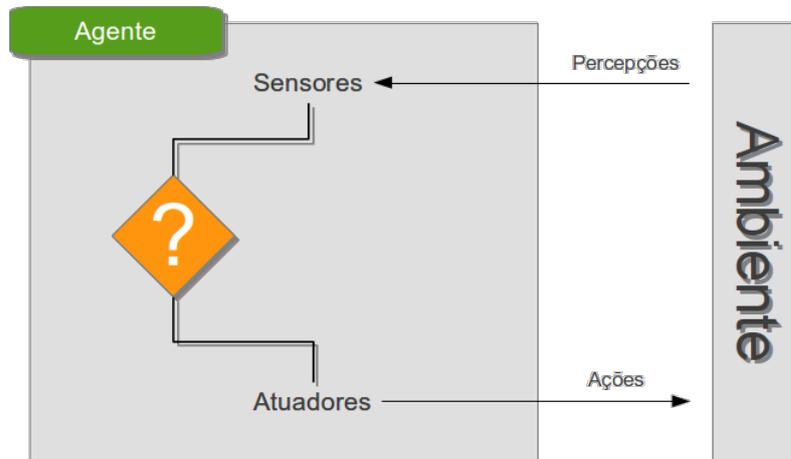


Figura 3.1: Diagrama de Representação de um Agente Inteligente  
 Fonte: Baseado em Russel e Norving (2004, p. 47)

Quanto ao ambiente em que está inserido, existem diversos tipos(RUSSEL; NORVING, 2004):

- Completamente observável *versus* parcialmente observável – diz-se que um ambiente é completamente observável quando o agente consegue detectar o estado completo do ambiente através de seus sensores, quando isso não ocorre, o ambiente é parcialmente observável;
- Determinístico *versus* estocástico – caso haja previsibilidade nos estados do ambiente dizemos que o ambiente é determinístico e se há estados que não se pode prever, então ele é estocástico;
- Episódico *versus* sequencial – em ambientes episódicos as ações de um agente não devem depender de um episódio anterior, pois se se tem uma sequência, então se trata de ambiente sequencial;
- Estático *versus* dinâmico – enquanto o agente toma uma decisão pode haver mudanças no ambiente, então o ambiente é dinâmico, senão ele é estático;
- Discreto *versus* contínuo – quando existe um número finito de estados, será um ambiente discreto, se há mudanças constantes nas variáveis que controlam esse ambiente, então ele será contínuo;
- Agente único *versus* multiagente – esse é o que mais nos interessa. Há determinados ambientes em que o agente atua de forma isolada para atingir seus

objetivos. Existem ambientes em que pode haver competição entre dois agente (um jogo de xadrez, por exemplo), assim como pode haver também comunicação e cooperação. De qualquer forma, quando existe interação dos agentes, então será um ambiente multiagente. Em problemas em que há maior complexidade, agentes trabalham de forma isolada para atingir seus próprios objetivos e em conjunto para que haja sinergia e um objetivo maior seja alcançado.

Essa é uma retórica frequente entre aqueles que não observam vantagens na utilização de agentes inteligentes: "não há vantagens na utilização de agentes, uma vez que consigo o mesmo resultado com outro paradigma". Mas a longo prazo e quanto mais o paradigma orientado a agentes avança, mais ele trará benefícios e aumentará a eficiência e a eficácia de como desenvolver aplicações de alto nível que estão inseridas em um ambiente complexo e precise de soluções mais inteligentes.

Agentes possuem outras características importantes que são parte da sua flexibilidade enquanto entidade que interage com seu ambiente e outros agentes. Portanto, eles devem ser (TOMAZ, 2003):

- **Reativos** – capaz de, a partir de determinados estados do ambiente, responder às mudanças;
- **Pró-ativos** – pode ser considerada uma redundância, uma vez que que corresponde a tomada de iniciativa para conseguir atingir seus objetivos e se pode considerar como sendo a autonomia do agente;
- **Sociáveis** – possibilidade de interagir com outros agentes, sejam artificiais ou humanos.

### 3.2.1 Padrões de Comunicação

Como visto anteriormente, agentes são entidades com características sociais, ou seja, capacidade de interagir com outros agentes a fim de realizarem suas tarefas. A comunicação é a ferramenta mais importante para que isso ocorra. Para realizar tal feito, eles usam mecanismos de troca de mensagens.

Diversas linguagens de comunicação entre agentes surgiram ao longo do tempo como forma de padronizar a forma como deve acontecer a troca de mensagens em

SMA. Os padrões KQML (Knowledge Query and Manipulation Language) e FIPA-ACL<sup>1</sup> (Foundation for Intelligent Physical Agents - Agent Communication Language) foram os mais importantes. Destaca-se esta última, uma vez que se tornou muito aceita na comunidade acadêmica e é usada nas principais plataformas de desenvolvimento para agentes (BELLIFEMINE *et al.*, 2007).

A FIPA-ACL incorpora as principais características da KQML, no entanto segue uma série de princípios para facilitar inclusive a interoperabilidade entre as diversas plataformas para desenvolvimento de agentes. De acordo com Bellifemine *et al.* (2007, p. 11)(**tradução nossa**) a FIPA possui os seguintes princípios:

1. "A tecnologia de agente fornece um novo paradigma para resolver problemas velhos e novos";
2. "Algumas tecnologias de agente alcançaram um grau de maturidade considerável";
3. "Para fazer uso de algumas tecnologias de agentes é necessário padronização";
4. "Padronização de tecnologias genéricas tem se mostrado possível e fornecem resultados efetivos pelos outros fóruns de organização";
5. "A padronização dos mecanismos internos dos próprios agentes não é a principal preocupação, mas sim a infraestrutura e linguagem necessárias para interoperabilidade".

Possivelmente em função de seus princípios a FIPA alcançou a hegemonia dentre as linguagens de comunicação entre agentes. Como existem diversas plataformas para desenvolvimento de agentes, existe a necessidade de prover interoperabilidade entre os agentes dessas diferentes plataformas e a padronização oferecida pela FIPA alavancou o crescimento da ACL.

A FIPA-ACL é fundada na teoria do ato da fala que por sua vez indica que mensagens representam ações ou atos comunicativos, também conhecidos como atos ou performativas. A FIPA-ACL possui 22 atos comunicativos que especificam os efeitos de mandar uma mensagem nas atitudes mentais dos agentes emissores e receptores.

Plataformas foram construídas para agregar todos os aspectos de comunicação e implementação de baixo nível necessários para a criação de um SMA, assim como todos os protocolos de comunicação e de negociação. As plataformas de agentes são assim chamadas porque funcionam como um arcabouço no qual agentes podem ser desenvolvidos, além de mecanismos de troca de mensagem, mecanismos de mobilidade dos agentes e ferramentas de indexação dos agentes.

---

<sup>1</sup>Disponível em <http://www.fipa.org/repository/aclspecs.html>

Para atingir os objetivos especificados pela FIPA, as plataformas de agentes devem possuir uma série de características e elementos.

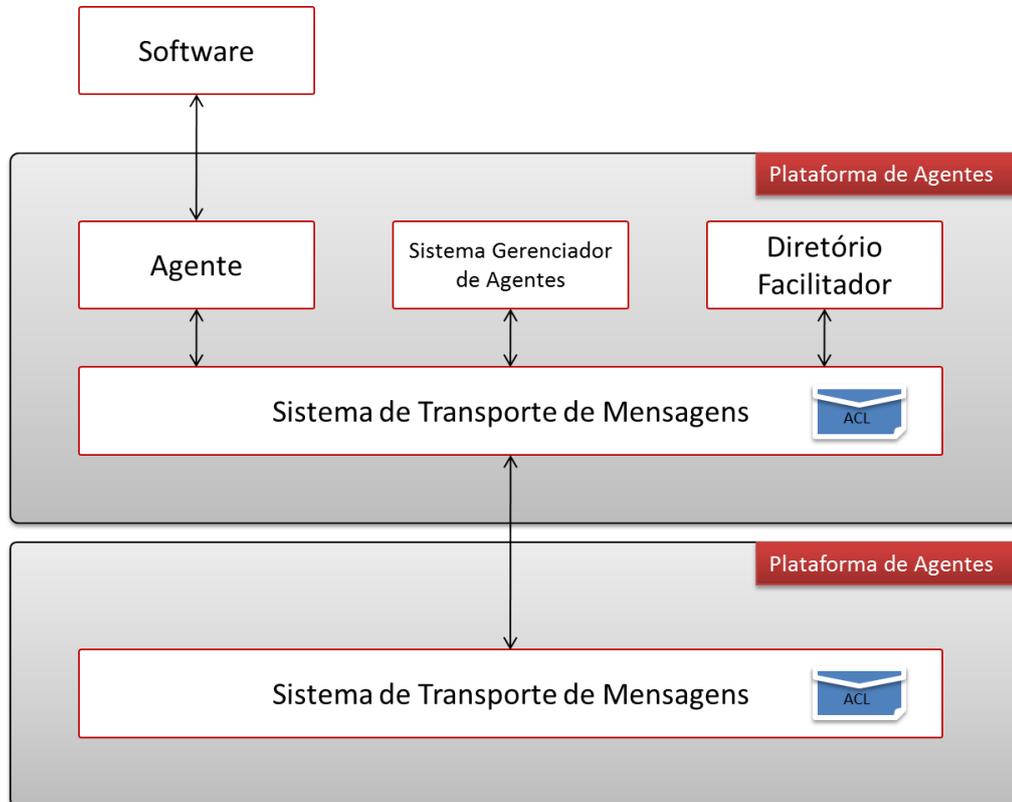


Figura 3.2: Sistemas Baseados nos Padrões FIPA-ACL

Na figura 3.2 pode-se ver a maior parte dos componentes que devem compor a Plataforma de Agentes e que podem ser descritos da seguinte forma:

- **AP (Agent Platform)** – oferece infraestrutura física no qual os agentes são implementados;
- **Agente** – processo computacional que habita em uma AP e fornece uma ou mais serviços;
- **DF (Directory Facilitator)** – Diretório Facilitador que funciona como páginas amarelas (lista telefônica) nos quais vários agentes podem registrar seus serviços e serem identificados e achados por outros agentes;
- **AMS (Agent Management System)** – Sistema de Gerenciamento de Agentes que é responsável por gerenciar as operações de uma AP, ou seja, criação e exclusão de agentes assim como mobilidade dos mesmos;

- **MTS (Message Transport Service)** – Serviço de Transporte de Mensagens, responsável pelo transporte de mensagens ACL.

Algumas plataformas seguem a maioria dos aspectos sugeridos pelo FIPA. Algumas delas são (FIPA, 2012):

- **JADE** (*Java Agent Development Environment*) que é possivelmente uma das mais aceitas pela comunidade por ser multiplataforma, feita em Java e segue a maior parte dos padrões FIPA 2000;
- **JACK** é um ambiente construído sobre os princípios da arquitetura BDI (modelo de racionalidade prática humana Belief-Desire-Intention) e nele os agentes são construídos em função de suas crenças (o que sabem), seus desejos (quais objetivos querem atingir) e suas intenções (planos sobre como atingir seus objetivos). Também feita em Java;
- **JAS** cujo principal objetivo é a criação de aplicações comerciais baseada nas especificações FIPA e pode ser encontrada na API padrão do Java;
- **ZEUS** é implementado em Java e é muito utilizado na construção de agentes colaborativos. Ele provê base para desenvolvimento de agentes genéricos, assim como agentes mais sofisticados.

JADE é uma das mais bem aceitas na comunidade, além de prover ampla documentação e integração com diversas ferramentas de desenvolvimento.

### 3.2.2 Plataforma JADE

O JADE será a plataforma utilizada no desenvolvimento do Sistema Inteligente de Bolsa de Valores sendo usada como base para o desenvolvimento dos agentes envolvidos. Em função de ser um *framework* robusto que atende a maioria dos padrões estabelecidos pela FIPA, tem a capacidade de facilitar a maioria das funcionalidades necessárias para o desenvolvimento de uma SMA. Além disso, a partir do ano 2000 a plataforma se tornou *open source* (código aberto) sob a licença LGPL (*Library Gnu Public Licence*) que possibilita o uso da API (bibliotecas do sistema) em *softwares* comerciais.

Ela funciona de forma distribuída e é executada sobre a Máquina Virtual Java (JVM - *Java Virtual Machine*) com um ambiente java instalado (*JRE - Java Runtime Environment*). Os agentes podem estar distribuídos em diferentes *hosts* na rede, mas a plataforma como um todo está centralizada em um *Main Container* (Recipiente Principal). O esquema de funcionamento pode ser visto na figura 3.3 a seguir.

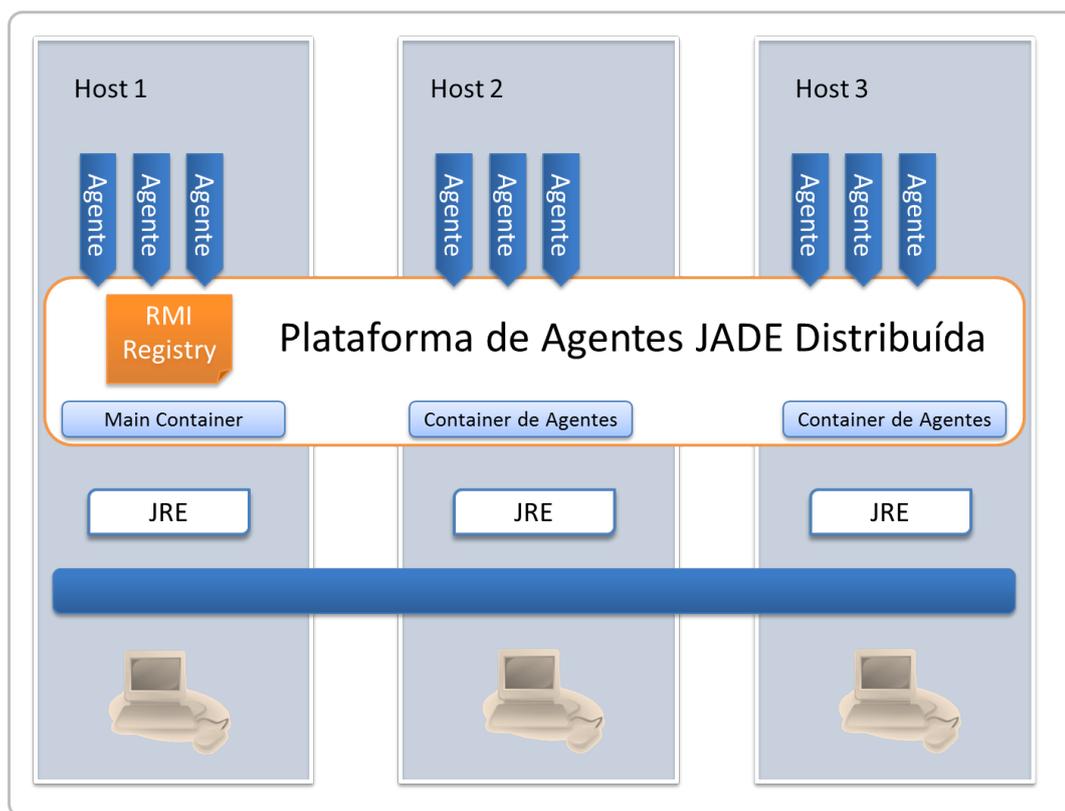


Figura 3.3: Arquitetura interna da plataforma JADE

Os agentes por sua vez possuem uma arquitetura interna e suas ações são determinadas por comportamentos (*behaviours*) que são escalonados. Todos os agentes também possuem um ciclo de vida (que inclui sua criação, execução e exclusão) e uma fila de mensagens ACL. As crenças e capacidades dos agentes são inerentes a forma como foram programados e portanto dependentes da aplicação criada. Na figura 3.4, é possível visualizar todos esses componentes.

SMA's são vantajosos em sistema de Comércio Eletrônico, principalmente devido a sua capacidade de automatizar as negociações. Será abordado esse tema mais a frente como forma de mostrar como se dará as estratégias de compra e venda dos agentes. Para demonstrar a vantagem na utilização de agentes, tome-se um exemplo. De acordo com Tomaz (apud TRINTA, 2007):

”Os portais B2B, sites utilizados por empresas de um determinado



Figura 3.4: Arquitetura interna de um agente JADE

ramo de negócio para comercialização de bens ou serviços, além de muito caros, ainda são muito antiquados. Quando uma empresa deseja comprar determinado produto ou serviço nestes portais, um operador humano procura o portal em busca de oportunidades de negócios, em seguida, realiza uma espécie de barganha, comparando cada oferta e, finalmente fecha um contrato com determinado fornecedor.”

Para contornar esse problema, foi idealizado o ICS (Sistema Inteligente de Comércio Eletrônico - *Intelligent Commerce System*) no qual agentes negociam produtos e serviços representando empresas. Isso faz com que certas tarefas sejam automatizadas, principalmente a custosa busca por parceiros de negócios, fechamento de contratos e etc, atualmente feita por humanos.

### 3.3 Negociação em SMA

#### 3.3.1 Protocolos de Negociação

A plataforma JADE oferece uma série de protocolos padrões FIPA que são importantes para automatizar a comunicação entre os agentes. Existem três protocolos

dentre os demais que merecem destaque. O primeiro protocolo, conforme a figura 3.5, é a de requisição de participantes no processo de comunicação.

Como pode ser visto, tem-se o Iniciador (*Initiator*) que inicia o processo de comunicação chamando todos os participantes que desejam integrar o processo de negociação, ou seja, esse protocolo permite que o primeiro agente requisita ao participante um ato performativo. Dentre as repostas temos a recusa ou a aceitação de participação que são determinadas após a análise do participantes.<sup>2</sup>

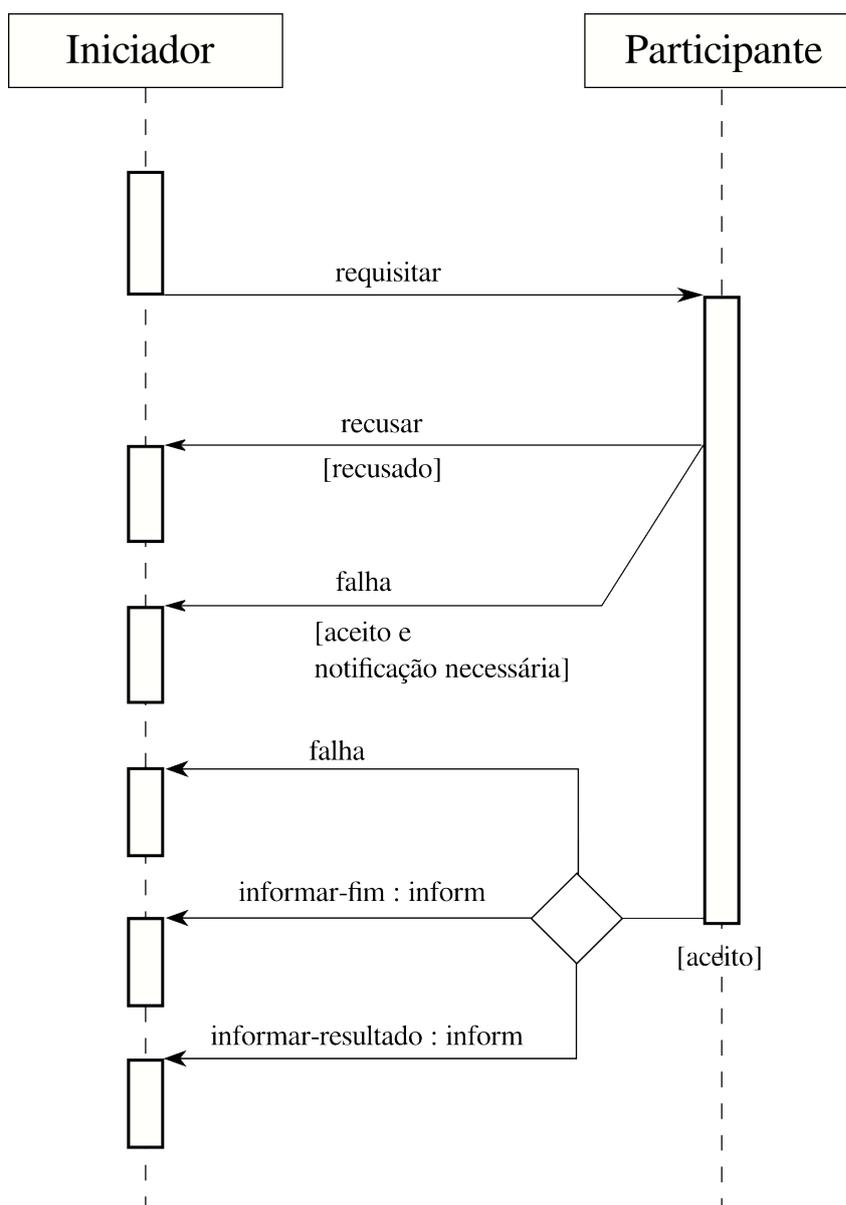


Figura 3.5: Request Protocol

Se as condições de participação deixam explícito que é necessário uma notificação de participação, então o participante comunica que aceita (*agree*). A aceitação é op-

<sup>2</sup>Para conferir o funcionamento desse protocolo dentro da bolsa, verificar os apêndices A,B e C

cional dependendo da situação, mas depois que há aceitação, o participante deve comunicar as seguintes repostas:

- Falha (*failure*), se não conseguir preencher a requisição;
- Informar completude (*inform-done*), se ele completar com sucesso a requisição e somente quer indicar que completou a ação;
- Informar resultado, se ele pretende indicar que completou a ação e/ou notificar o Iniciador dos resultados.

Como toda comunicação acontece via troca de mensagens ACL, qualquer interação que aconteça através do *FIPA-Request-Protocol* deve ser identificada pelo parâmetro *conversation-id* da mensagem ACL. Portanto, para conversarem, todos os agentes envolvidos devem etiquetar as mensagens ACL através desse id de conversação. Isso possibilita que cada agente possa gerenciar suas estratégias de comunicação e atividades, uma vez que pode identificar nos registros conversas anteriores ou até mesmo elaborar estratégias de comunicação baseadas no passado.

Em qualquer momento da interação desse protocolo o agente pode informar, através da mensagem ACL *not-understood*, que não entendeu a mensagem. Isso implica dizer que se houve qualquer ruído na comunicação, tudo que aconteceu durante a interação será considerado nulo, uma vez que todo o processo de comunicação é terminado nesse momento.

Pode haver também durante o processo o cancelamento da proposta, através de outro protocolo chamado de *FIPA-Cancel-Meta-Protocol* como pode ser visto na figura 3.6

O *id* da conversação será o mesmo do protocolo de interação que o Iniciador deseja cancelar. A lógica por trás desse protocolo deve ser entendida da seguinte forma: "o Iniciador não deseja mais continuar a interação e que o processo pode ser cancelado de acordo com a aceitação de ambas as partes". O participante, conseqüentemente, informa o cancelamento (através do *inform-done*) ou a falha no cancelamento (através do *failure*).

Uma dos protocolos mais importantes do padrão FIPA é o *Contract Net Interaction Protocol*. Esse protocolo é mais complexo do que os anteriores e descreve o caso em que o agente Iniciador deseja executar algumas ações com um ou mais Participantes

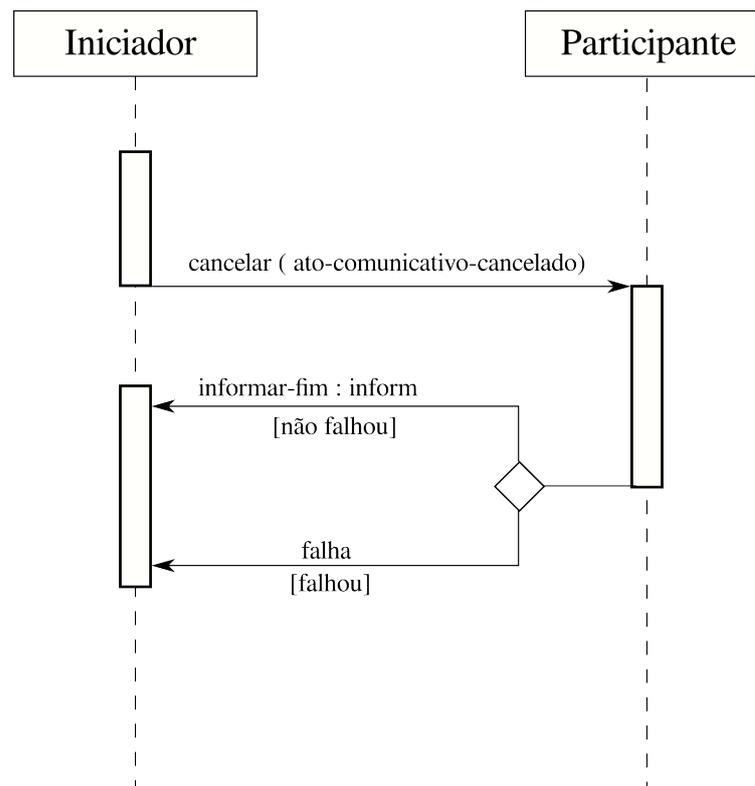


Figura 3.6: Cancel-Meta-Protocolo

e além disso deseja otimizar a função que caracteriza a tarefa. Através desse protocolo o agente pode solicitar ao demais tanto o custo da tarefa como a distribuição de tarefas. Para uma tarefa específica os Participantes podem responder com uma proposta ou podem recusar (*refuse*).

Então o Iniciador solicita  $m$  propostas de outros agentes através de uma *cfp* (*call for proposals* - chamada para propostas) que especifica a tarefa e as condições que o Iniciador impõe para executar a tarefa. Os Participantes que recebem uma *cfp* são vistos como potenciais contratantes e enviam  $n$  repostas. Destas,  $j$  são propostas para executar a tarefa.

As propostas dos Participantes incluem as pré-condições (preço, tempo em que a tarefa estará completa e etc.) de que o Participante está pronto para a tarefa. Entretanto, os  $i = n - j$  podem rejeitar a proposta. Depois do período limite, o Iniciador avalia as  $j$  propostas recebidas e determina que os agentes executem a tarefa. Nenhum ou mais agentes podem ser selecionados. Os  $l$  (quantidade) agentes da proposta selecionada receberão a *accept-proposal* (proposta aceita) e os restantes  $k$  agentes receberão a *reject-proposal*. Só então o Participante executa a tarefa que depois de completá-la manda a mensagem de tarefa completa (*inform-done*) para o Iniciador.

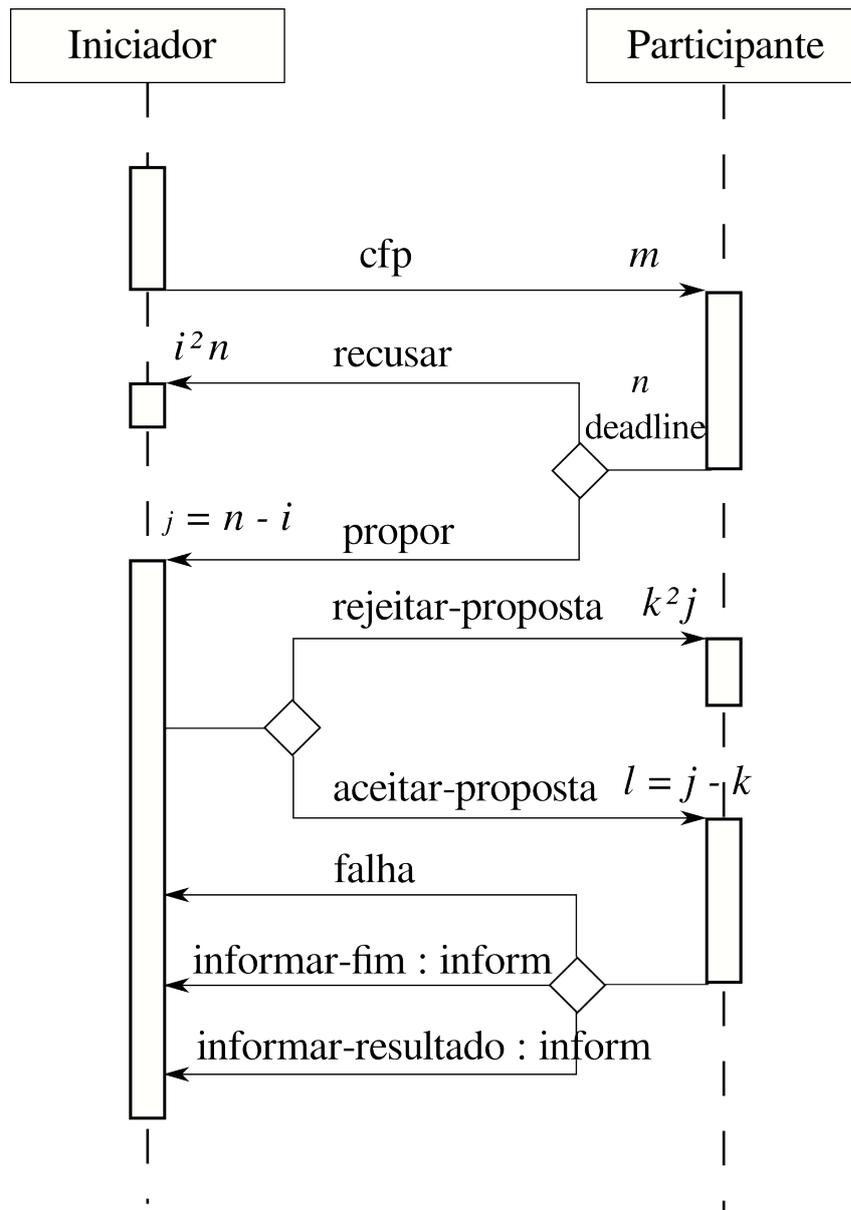


Figura 3.7: Contract Net-Protocol

### 3.4 Negociação e Bolsa de Valores

De acordo com Macedo (2001), "a negociação é uma forma de tomada de decisão onde duas ou mais partes pesquisam em conjunto (possivelmente competição) um espaço de solução possíveis com o objetivo de atingir uma solução comum e aceitável por todas as partes interessadas". Esse conceito é abrangente o suficiente para não limitar as negociações apenas às transações comerciais, mas a qualquer tipo de decisão que necessite do consenso de duas ou mais partes.

Ainda de acordo com a mesma autora, as duas partes importantes que envolvem uma negociação em um sistema de negociação automática: o protocolo de

negociação e as estratégias de negociação.

Os protocolos definem as regras envolvendo as partes, as normas que devem ser seguidas para que os participantes consigam se comunicar e determinar a melhor solução para o que está sendo transacionado.

Já as estratégias de negociação de uma agente dizem respeito a um "plano de ação usado por este agente com o intuito de atingir o seu objetivo, geralmente traduzida na maximização da sua função de utilidade"(MACEDO, 2001). Na abordagem proposta, a função de utilidade é calculada de acordo com o algoritmo de aprendizagem, já que as estratégias de negociação dos agentes investidores estão limitadas à previsão que os agentes fazem de como o valor dos títulos se comportarão no futuro.

No caso dos protocolos de negociação, será determinada a forma de interação entre os agentes envolvidos no sistema como forma de facilitar a comunicação entre os agentes e as regras de negócio envolvidas durante o processo de interação.

Em sistemas de comércio eletrônico envolvendo muitos agentes, as negociações automáticas se fazem necessárias em virtude da grande quantidade de negociantes e informações que permeiam esses ambientes. A dinamicidade desse mercado exige um sistema facilitador, uma vez que a procura e fechamento de negócios está se tornando um processo custoso em virtude de um mundo em que todas as transações devem acontecer de forma mais rápida.

Para participação em um mercado eletrônico (no nosso caso se refere a bolsa) os agentes participantes devem atender a alguns requisitos para poderem participar das negociações (PEREIRA, 2004):

- **Como formular as preferências na negociação:** *a análise do perfil do usuário é assunto de extensas pesquisas na área de recuperação e filtragem de informação. A tradução das preferências do usuário para uma linguagem computacional legível é muitas vezes dificultada pela carência de mecanismos capazes de medir a utilidade de certos atributos. Nesta pesquisa, a contribuição dada a tal tarefa diz respeito ao perfil agressivo, moderado e conservador de cada agente investidor envolvido na negociação, como forma de associar aos mecanismos de análise técnica uma probabilidade maior ou menor de investimento em determinados títulos acionários. Matos (2003) ainda determina uma forma mais precisa de utilizar os perfis do usuário, dividindo-o em dois elementos distintos, perfil do usuário e perfil de compra, pois dessa forma se torna mais fácil associar pares*

(vendedor e comprador) de acordo com perfis similares;

- **Como descrever o que será negociado:** o único bem negociado em primeira instância em neste trabalho são os títulos acionários da bolsa de valores, portanto a descrição do bem está embutida em características mais simples que não fazem com que seja necessários a utilização de mecanismos mais apurados como, por exemplo, uma ontologia. Nesse caso, as descrições dizem respeito ao que cada ação representa para o sistema.

A negociação pode acontecer desde sua forma mais básica até a forma mais elaboradas como leilão, pregão e etc. Como envolvem a tomada de decisão, protocolos e estratégias de negociação os mesmos podem ser efetuados através de tecnologias baseadas em agentes.

Antes de pormenorizar os tipos de mecanismo de negociação, será detalhada melhor a caracterização da negociação que pode ocorrer de duas formas: competitiva e cooperativa (PEREIRA, 2004):

- **Negociação Competitiva:** também denominada de negociação ganha-perde (*win-lose*), é o processo característico de situações no qual o prejuízo de um é o benefício de outro;
- **Negociação Cooperativa:** nesses casos a negociação também é denominada ganha-ganha (*win-win*) e pode ser descrita como uma forma de fazer com que todos ganhem de alguma forma com o processo.

A Bolsa de Valores possui essa característica competitiva, uma vez que nem sempre as duas partes conseguem alcançar o objetivo final (ganho), no entanto, como há um intervalo entre a compra e venda, a perda ou lucro só são notados quando o ciclo é completo.

Há ainda outras características que dizem respeito ao espaço da negociação: o número de participantes, o domínio e o objeto da negociação que poder ser descritos como a seguir.

- **Espaço da Negociação:** todo e qualquer tipo de negociação possui regras definidas protocolos que são adequados a qualquer tipo de negociação que podem mudar de acordo com os parâmetros abaixo:

- **Número de Participantes:** dependendo do número de participantes, pode ser um-para-um (o agente negocia diretamente com um único outro); um-para-muitos (vários agentes negociam apenas um único agente); e muitos-para-muitos (múltiplos agentes negociando entre si);
- **Domínio da Negociação:** diz respeito aos atributos negociáveis que podem ser único (um único atributo como, por exemplo, preço) e múltiplos atributos (qualidade, garantia, prazo, etc.);
- **Objeto da Negociação:** produto, tarefa ou serviço negociado que pode variar de acordo com a quantidade podendo ser único (apenas um item); múltiplos itens (mais de um) e a combinação de itens (distintos e inúmeros itens).

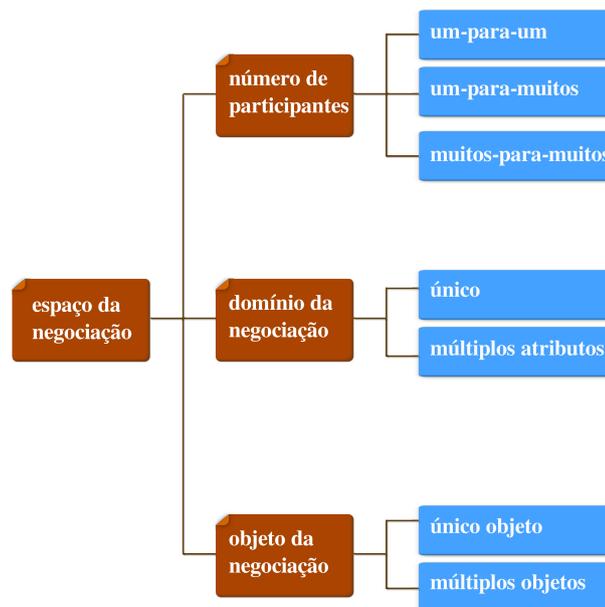


Figura 3.8: Espaço da Negociação

### 3.5 Mecanismos de Negociação

A forma como a negociação ocorre varia de acordo com as características da mesma e os protocolos utilizados durante o processo. Algumas formas comumente utilizadas são leilão, pregão, etc. Sendo assim, os mesmos serão descritos nas seções a seguir.

### 3.5.1 Teoria dos Jogos

A Teoria dos Jogos é aplicada nas estratégias de negociação e nos protocolos de negociação. Através da interação os participantes trocam propostas e contra-propostas visando o menor custo possível para ambos. Nesse processo, cada negociante tenta reverter a situação sempre a seu favor sendo que em cada ronda a utilidade de uma interação é sempre superior a anterior, ou seja, um dos dois deve ceder para chegar a um acordo (MACEDO, 2001).

Para que a teoria dos jogos seja aplicada dois requisitos são essenciais: informação perfeita e racionalidade perfeita o que não é comum em processos reais (fora da virtualidade). Informação perfeita é aquela em que todos conseguem entender sem ruídos de forma igualitária. Já racionalidade é dita perfeita quando os participantes possuem informação completa sobre suas opções de negociação e de seus pares, no entanto isso é evidentemente limitado computacionalmente.

### 3.5.2 Aproximação Heurística

A Aproximação Heurística é a tentativa de reverter as limitações da Teoria dos Jogos. As principais vantagens dizem respeito ao:

- fato de serem baseados em pré-requisitos realistas o que supera os problema da necessidade de informação perfeita, uma vez que automatiza bases de conhecimento adequadas para automatização e aplicação em um maior número de domínios possíveis;
- fato de permitirem o desenvolvimento de arquitetura baseadas em agentes com modelos de racionalidade que visam superar a necessidade de racionalidade ilimitada, já que possuem menos restrições.

Através de um modelo de tomada de decisão do agente, ao longo da negociação, procura-se usar a heurística como forma de superar as limitações e alcançar soluções que não são ótimas, mas aceitáveis (boas) (PEREIRA, 2004) .

Neste tipo de negociação é assumido o uso de *táticas de negociação*, sendo as propostas uma combinação linear das mesmas. O comportamento do agente é determinado de acordo com a tática utilizada de forma heurística e são representadas em três tipos distintos (FARATIN *et al.*, 1998 apud MACEDO, 2001):

- **Táticas dependentes do tempo:** os agentes realizam as suas propostas de acordo com o tempo que dispõem para negociar;
- **Táticas dependentes de recursos:** nesse caso as propostas são realizadas de acordo com a disponibilidade dos recursos;
- **Táticas dependentes do comportamento:** os agentes imitam o comportamento de seus adversários.

### 3.5.3 Redes de Contrato

Smith (apud PEREIRA, 2004) propôs a utilização deste protocolo que tem por base a dinâmica do mercado e é possível até mesmo considerá-lo o protótipo do que hoje vem a ser o CFP. Consumidor e Fornecedor são os principais elementos envolvidos nesse protocolo.

Na visão do Consumidor, o passo-a-passo para realizar este tipo de negociação é (PEREIRA, 2004):

- Anunciar as tarefas a executar;
- Receber as propostas dos Fornecedores;
- Avaliar as propostas recebidas;
- Atribuir a execução da tarefa a um dos Fornecedores;
- Receber e analisar os resultados.

Já para o Fornecedor, segue-se a lista:

- Recepção de pedidos;
- Avaliação de pedidos;
- Definição de uma resposta se esta for possível;
- Execução da tarefa, se foi o Fornecedor selecionado;
- Entrega dos resultados.

O fato de não englobar a resolução de conflitos é uma das fraquezas da definição desse protocolo, não a informação para Consumidores e Fornecedores sobre propostas não aceitas e não prevê a interrupção do processo.

### 3.5.4 Leilão

O leilão é um dos mecanismos mais usados e conhecidos no mundo e reflete sua aceitação de uma forma geral principalmente em razão de regras claras e possibilidade de negociação rápida e eficiente. Apesar disso as desvantagens desse sistema de negociação é o fato de ser usado com apenas um único atributo e, além desse fato, há a possibilidade de surgimento de *"shills"* e coligações (GUTTMAN; MAES, 1998 apud MACEDO, 2001).

*"Shills"* são as situações que ocorrem quando o leiloeiro (vendedor) utiliza compradores fictícios para aumentar os valores do produto tendo em vista a valorização do que é leiloado. A difícil detecção desses casos é um problema principalmente em sistemas computacionais no qual é possível criar novas entidades para criar novas propostas.

Em outros casos, no entanto, os compradores podem se coligar com a intenção de reduzir o valor dos objetos negociados. Isso é o oposto da intenção de criar uma competição entre os participantes para que paguem mais e valorizem o leilão.

Os leilões podem ser de vários tipos e suas categorias são determinadas em função de três elementos:

- **Objeto da negociação:** item único, múltiplos itens iguais ou diferentes;
- **Número de participantes:** um-para-muitos, muitos-para-muitos;
- **Visibilidade da proposta:** aberto (todos conhecem as propostas) ou fechado (só o leiloeiro conhece as propostas).

#### Leilão de item único

O mais comum dentre os tipos de leilão no mercado eletrônico. Os mais comuns nesse contexto são (MACEDO, 2001)(PEREIRA, 2004):

- **Leilão inglês:** leilão aberto de preço ascendente no qual, a partir de preço base, são feitas diversas propostas até que ninguém consiga superar o último lance;
- **Leilão holandês:** leilão aberto de preço descendente no qual o leiloeiro determina um preço base elevado que é reduzido até que alguém aceite o lance, nesse caso o primeiro negociante leva o produto;
- **Leilão "proposta secreta de primeiro preço:** leilão fechado com duas fases distintas de propostas e abertura de propostas, quem possuir a melhor proposta é o vencedor do certame;
- **Leilão Vickrey:** leilão fechado no qual a melhor proposta é a vencedora, mas pagará o preço da segunda melhor proposta.
- **Mercado de liquidação:** leilão fechado que recebe propostas em um intervalo de tempo que, posteriormente, são casadas de acordo com a igualdade entre preço de compra e venda;
- **Leilão duplo contínuo:** leilão aberto em que a correspondência dos valores de compra e venda é verificado de acordo com a prioridade de quem realizou o lance primeiro.

### **Leilão de múltiplos itens**

Nesse mecanismo específico de leilão múltiplas unidades de um mesmo item são negociadas, podendo nesse caso ser diferenciado de acordo com três tipos: leilão de preço  $M+1$ , leilão de preço  $M$  e leilão de correspondência cronológica. Nas duas primeiras situações os leilões acontecem de forma fechada e na terceira de forma aberta. Vendedores e compradores realizam propostas para uma ou mais unidades de um item, as propostas são então ordenadas de forma decrescente. Ofertas dos vendedores são ordenadas da mais baixa para a mais alta e ofertas dos compradores são ordenadas da mais alta para a mais baixa. Sendo assim, vendedores podem aceitar propostas efetuadas pelos compradores.

- **Leilão de preço  $M+1$ :** sendo  $M$  o número de vendedores então o  $(M+1)$ -ésimo preço será o mais elevado, considerado o preço de liquidação, portanto todas as ordens de compra com valor superior e ordens de venda com valor inferior serão satisfeitas;

- **Leilão de preço M:** sendo M o número de vendedores ativos então o M-ésimo é o preço mais elevado, preço de liquidação. Assim, todas as propostas de compra de valor superior ao preço de liquidação e todas as propostas de venda de valor inferior são satisfeitas;
- **Leilão de correspondência cronológica:** quando qualquer proposta é adicionada, fica em espera para proposta equivalente de compra (caso se esteja vendendo) ou venda (caso se esteja comprando), se isso não ocorrer, então a proposta fica pendente esperando alguma que a corresponda em valor, esse tipo de leilão acontece de forma aberta e pode funcionar como leilão simples e como leilão duplo.

## Agentes e leilões

Agentes são capazes de tomar decisões em leilões e a forma como participará depende das suas estratégias utilizadas. Em uma Bolsa de Valores utilizando um algoritmo de aprendizagem a tomada de decisão tem como estratégia a experiência acumulada pela participação em certames anteriores.

Caso o agente esteja inserido em um ambiente com múltiplas modalidades de negociação, então será preciso também, caso as decisões sejam automatizadas a análise do perfil de cada agente que representará o usuário.

Apesar de mecanismos simples, agentes devem tomar decisões complexas a tempo de conseguir aumentar o que é objetivo geral para quem compra e vende, obter vantagens financeiras com a transação em questão.

A grande quantidade de informação envolvida engloba os outros agentes participantes, quantidade de itens, oferta e demanda do produto no mercado, histórico do produto e o comportamento dos concorrentes. Contudo, há mais a ser considerado, como, por exemplo, a dinamicidade como os novos fatos ocorrem e precisam ser tratados, há sempre novos preços, novas propostas e a necessidade de constante atualização das estratégias. Portanto, um agente deve estar sempre em constante interação com seu ambiente visando a melhor tomada de decisão.

Sendo o leilão parte integrante do processo de negociação da Bolsa de Valores é preciso a determinação dos protocolos envolvendo os agentes investidores, corretores e bolsa. Só assim, teremos a aplicação correta da tomada de decisão dos agentes envolvidos.

## 4 *Aprendizagem Computacional*

Segundo Harrington (2012) aprendizagem de máquina (*machine learning*) pode ser definido simplesmente como transformar dados em informação. Em um conceito mais genérico a aprendizagem de máquina pode ser definida como área da IA responsável pelo desenvolvimento de teoria cujo objetivo é a criação de conhecimento artificial (CONDUTA; MAGRIN, 2010).

É um campo que caminha entre várias ciências. Da interseção da ciência da computação, engenharia, estatística, dentre outras, advém a aprendizagem artificial. É importante notar, que apesar de conceitos variantes, em essência há sempre a transformação de dados ou informação que geram novas formas de resolver um problema, no entanto, como isso se dá através do intermédio de uma máquina, isso acontece de forma artificial.

"A habilidade de aprender deve fazer parte de qualquer sistema que reivindique possuir inteligência num sentido geral"(LUGER, 2004, p. 333). Com essa afirmação é possível ter a noção da importância da aprendizagem para a IA. Não só para a IA como para a construção de agentes dotados de inteligência. A capacidade de adquirir experiência a partir de ações tomadas no passado é desejável e em alguns momentos essenciais para deliberar se uma atitude é mais aceitável ou não, como por exemplo no caso das decisões tomadas na bolsa de valores sobre a compra e venda de ações.

Tome-se como exemplo uma situação em que um corretor da Bolsa de Valores sofreu prejuízos em função de uma decisão mal elaborada, em uma situação futura ele poderia guardar a atitude que tomou no passado como lição e terá mais cautela em situações que ele considera arriscadas. Caso se queira representar um corretor da Bolsa através de uma agente inteligente é necessário que haja a predição de certas atitudes que são consideradas de risco.

Em função disso é que se torna necessário a busca de soluções, dentro da IA, que contornem com eficácia esse tipo de problema, uma vez que em mercados de

capitais há grande quantidade de variáveis que devem ser levadas em consideração para tomar uma decisão acertada.

Em Russel e Norving (2004) é possível observar que, dentro dos subtipos de agentes possíveis, temos os **agentes com aprendizagem**. De acordo com esse mesmo autor, a aprendizagem permite ao agente atuar em ambientes desconhecidos e se tornar mais competente à medida que aprende.

Para o funcionamento do sistema, é essencial que os agentes possuam essa habilidade, assumindo o papel de tomador de decisão cada vez mais confiável baseado na experiência e no reforço, uma vez que, por estar em um ambiente dinâmico, ele precisa sempre ser retroalimentado com estímulos para as boas ações. Para conseguir tal feito, é necessário o uso de algoritmos de aprendizagem por reforço que será tratado na próxima subseção.

## 4.1 Algoritmos de Aprendizagem por Reforço

O aprendizado por reforço é baseado na ideia de que quando uma ação atinge o objetivo desejado, deve haver uma recompensa. Na realidade através de várias interações com o ambiente um agente acaba "entendendo" a relação de causa e efeito e, por fim, torna-se mais autônomo a medida que troca informações com a realidade que o rodeia.

Através de reiteradas ações o objetivo final acaba sendo a solução ótima, mesmo que possa ser inalcançável. Após um série de movimentos subsequentes, ao longo do tempo, ao chegar no mesmo estado as melhores ações tomadas no passado serão a provável atitude do agente nos estados futuros.

Para entender melhor esse funcionamento, suponha-se que um determinado agente tome algumas decisões ao longo do tempo. Cada ação alimenta, dependendo do seu resultado, um estado que pode ser favorável ou desfavorável. Todas as vezes que uma mesma situação ocorrer o agente alimentará novamente suas experiências passadas até que quando o acontecimento se repetir ele sempre terá dados mais precisos para tomar uma decisão.

Tendo em vista a necessidade de acumular valores históricos ao longo do tempo, faz-se necessário o uso de algoritmos que identifiquem e atualizem todos os dados obtidos a cada episódio (fatos limitados por uma ação ou espaço de tempo). Nesse

sentido é que são utilizados cálculos que resolvem esse tipo de problema. Sendo assim, serão vistos a seguir algoritmos que nos trazem essa solução através do reforço da aprendizagem, ou seja, recompensa por decisões bem tomadas.

Os processos de recompensa são introduzidos inicialmente através do **Processo de Decisão de Markov** (PDM) que é definido por três componentes (RUSSEL; NORVING, 2004):

- Estado inicial:  $S_0$
- Modelo de transição:  $T(s, a, s')$
- Função de recompensa:  $R(s)$

Um número fixo de ações pode resultar em um agente que não resolve o problema porque não atinge sua meta. Para contornar esse problema, é necessário especificar o que o agente deve fazer para qualquer estado que o agente possa alcançar, é o que será chamado de **política**. Esta será denotada por  $\pi$  e  $\pi(s)$  é a ação recomendada pela política  $\pi$  para o estado  $s$  (RUSSEL; NORVING, 2004, p. 594).

Nas palavras do mesmo autor "a manutenção de um equilíbrio entre risco e recompensa é uma característica dos PDMs". Surpreendentemente em casos de decisão sequencial, políticas para o caso de horizonte infinito são mais simples que aquelas de horizonte finito. Quando se fala em horizonte infinito, quer-se dizer que não há prazo final fixo para o término dos estados.

De acordo com o PDM, pode-se definir uma política ótima que maximiza a recompensa total esperada. A aprendizagem por reforço foca na observação das recompensas para aprender uma política ótima para o ambiente. A diferença da aprendizagem por reforço em relação ao processo markoviano é que o PDM possui um modelo do ambiente e conhece a função recompensa.

Algumas características importantes da aprendizagem por reforço são:

- A exploração, uma vez que o agente deve experimentar o ambiente para aprender o que fazer;
- Só se sabe o resultado de uma ação após ela ter sido executada;
- Não se sabe tudo a respeito do estado atual;

- Aprendizagem ocorre a longo-prazo.

De acordo com (RUSSEL; NORVING, 2004) pode-se utilizar três conceitos de agentes na aprendizagem por reforço:

- **Agente baseado utilidade** – nesse caso as ações são tomadas baseadas na função utilidade dos estados que visa maximizar a utilidade esperada do resultado;
- **Agente de aprendizagem Q** – trata-se da utilização da função Q ou ação-valor que fornece a utilidade esperada de se adotar uma dada ação em um determinado estado. A aprendizagem Q também é conhecido na literatura em geral como *Q-learning*;
- **Agente reativo** – aprende uma política que faz o mapeamento dos estados para as ações.

Há ainda a aprendizagem **ativa** e **passiva** que se diferenciam pela capacidade de aprender quais ações devem ser tomadas. No primeiro caso, o agente deve aprender o que fazer; no segundo, no entanto, existe uma política fixa e a tarefa mais importante é aprender a utilidade do par estado-ação (estado).

A aprendizagem passiva se divide em:

- Estimativa de utilidade direta;
- Programação dinâmica adaptativa;
- Aprendizagem de diferença temporal.

Para a aprendizagem passiva, que possui política fixa como já foi mencionado, teremos uma função de utilidade baseada nessa política, da forma  $U^\pi(s)$ . No entanto, o agente de aprendizagem passiva não conhece o modelo de transição  $T(s, a, s')$  e a função recompensa  $R(s)$ .

Então a equação para a função utilidade ficaria como a soma esperada de recompensas (descontadas) da seguinte forma, de acordo com a equação 4.1:

$$U^\pi(s) = E \left[ \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R(s_t) | \pi, s_0 = s \right] \quad (4.1)$$

Onde,  $\gamma$  é o fator de desconto para a recompensa.

A **estimativa de utilidade direta**, no qual a utilidade de um estado é a recompensa total esperada do estado atual em diante, reduz a aprendizagem por reforço a uma aprendizagem indutiva. No entanto, não é utilizada a dependência entre os estados para chegar ao estado atual. Nesse caso, a utilidade de cada estado é igual a recompensa mais a utilidade dos próximos estados. A equação, baseada na equação de Bellman, ficaria de acordo com a equação 4.2:

$$U^\pi(s) = R(s) + \gamma \sum_{s'} (T(s, \pi)(s), s') U^\pi(s') \quad (4.2)$$

Para tirar proveito da dependência entre os estados, utiliza-se a programação dinâmica adaptativa (PDA) que aprende o modelo de transição do ambiente com base no PDM. Para representar o modelo de transição  $(T(s, a, s'))$  nesse caso, mantém-se uma tabela de probabilidades em que a frequência com  $s'$  é alcançado a partir de uma ação  $a$  em  $s$ .

O algoritmo 4.1 a seguir é utilizado para um agente PDA passivo e pode ser desenvolvido da seguinte maneira: o agente necessita perceber o estado atual através da percepção do ambiente, quando isso ocorre há uma política fixa que determina os valores iniciais das ações do agente, após isso aplica o modelo de transição através do PDM e armazena-se nas tabelas os valores a utilidade ( $U$ ), de estado-ação ( $N_{sa}$ ) e  $N_{sas'}$ , sendo que para cada estado novo, há um cálculo para a utilidade e a recompensa, caso o estado não tenha sido visitado ainda, então as tabelas terão seus valores recalculados. A aprendizagem de diferença temporal (DT) aplica a diferença de utilidades entre estados sucessivos como forma de calcular a utilidade dos estados ( $U^\pi(s)$ ). Assim, quando ocorre a transição de um estado  $s$  para um estado  $s'$ , usa-se a equação 4.3 a seguir para atualização de  $U^\pi(s)$ :

$$U^\pi(s) = U^\pi(s) + \alpha (R(s) + \gamma U^\pi(s') - U^\pi(s)) \quad (4.3)$$

O valor de  $\alpha$  representa a taxa de aprendizagem. Com o algoritmo de DT, pode-se buscar, através da atualização constante, o equilíbrio ideal para os valores da utilidade. Tanto o PDA como o DT tentam ajustar os valores da utilidade para que os estados sucessores estejam de acordo com os anteriores. É possível visualizar seu funcionamento conforme algoritmo 4.2 a seguir.

#### Algoritmo 4.1: Algoritmo de PDA Passivo

**funcao** agentePDAPassivo **retorna** acao

**entradas:** percepcao(estado atual  $s'$ ), recompensa

**variaveis estaticas:**  $\pi$  (politica fixa),

$pdm$  (PDM com modelo de transicao  $T$ ), recompensas  $R$ , desconto  $\gamma$ ,  
 $U$ (tabela de utilidade inicialmente vazia),

$N_{sa}$ (tabela de frequencias estado–acao inicialmente zero),

$Nsas'$ (tabela de frequencia correspondente a estado–acao–estado)  
inicialmente zero,

$s, a$ , estado e acao anteriores inicialmente nulos

**se**  $s' = \text{novo}$  **entao**

$U[s'] \leftarrow r'$

$R[s'] \leftarrow r'$

**se**  $s = \text{nao-nulo}$  **entao**

incrementar  $N_{sa}[s, a]$

incrementar  $Nsas'[s, a, t]$

**para cada**  $t$  tal que  $Nsas'[s, a, t]$  seja diferente de zero

$T[s, a, t] \leftarrow Nsas'[s, a, t] / N_{sa}[s, a]$

$U \leftarrow \text{determinacaoDeValor}(\pi, U, pdm)$

**se** terminal( $s'$ ) **entao**

$s, a \leftarrow \text{nulo}$

**senao**

$s, a \leftarrow s', \pi[s']$

**retorna**  $a$

Nesse algoritmo ocorre a percepção dos estados atuais e dos valores das recompensas. Há uma política fixa para determinar as ações. Tem-se duas tabelas, uma de utilidades ( $U$ ) e uma de estados ( $N_s$ ). Caso se chegue a estado não-visitado, então se atualiza a tabela de utilidade. Caso contrário, será calculado um novo valor para a utilidade daquele estado.

A vantagem do DT em relação ao PDA é que, apesar de possuir aprendizagem mais lenta e apresentar maior variação, ele exige menos poder computacional para ser resolvido.

A aprendizagem de uma função de ação-valor - de forma mais específica o *Q-learning* - é um dos objetivos da pesquisa. Por isso, na seção 4.2 será tratado desse assunto com mais ênfase além das principais bases que alicerçam essa técnica.

#### Algoritmo 4.2: Algoritmo de DT Passivo

**funcao** agenteDTPassivo **retorna** acao

**entradas:** percepcao (indicando estado atual  $s'$  e recompensa  $r'$ )

**variaveis estaticas:**  $\pi$  (politica fixa),

$U$  (tabela de utilidades inicialmente vazia),

$N_s$  (tabela de frequencias de estados inicialmente zero),

$s, a, r$ , estado, acao e recompensa anteriores inicialmente nulos

**se**  $s' = \text{novo}$  **entao**

$U[s'] \leftarrow r'$

**se**  $s = \text{nao-nulo}$  **entao**

incrementar  $N_s[s]$

$U[s] \leftarrow U[s] + \alpha(N_s[s])(r + \gamma U[s'] - U[s])$

**se** terminal( $s'$ ) **entao**

$s, a, r \leftarrow \text{nulo}$

**senao**

$s, a, r \leftarrow s', \pi[s'], r$

**retorna**  $a$

## 4.2 Apendizagem-Q

"A aprendizagem-q foi definida como uma forma simples para agentes aprenderem de forma ótima em um domínio markoviano controlado". Pode também ser considerado como "aprendizagem por reforço livre de modelo". Através da experiência, a consequência dos atos dos agentes é possível o aprendizado sem a necessidade de construção de mapas do domínio do problema (WATKINS; DAYAN, 1992, p. 1)

A aprendizagem de um função de ação-valor, ou aprendizagem-q, é uma forma de aprendizagem por reforço ativo. A diferença entre os algoritmos PDA e DT é que aqui não haverá mais política fixa de aprendizagem para o agente e para a função utilidade  $U$ . Nesse caso, é preciso a aquisição do modelo para que o agente seja capaz de escolher uma ação baseada em  $U$  observando antecipadamente uma etapa.

A aprendizagem-q é conhecido por ser um DT alternativo que aprende a representação de uma ação-valor, em vez de aprender utilidades. Usa-se a notação  $Q(a, s)$  que denota o valor da execução de  $a$  em  $s$ , como pode ser visto na equação 4.4.

$$U(s) = \max_a Q(a, s) \quad (4.4)$$

A função  $Q$  tem uma propriedade muito importante que é ser livre de modelo. Portanto, um agente DT que aprende  $Q$  não precisa de um modelo para aprender ou selecionar ações. A equação 4.5 a seguir deve se manter em equilíbrio caso os valores de  $Q$  estejam certos utilizando um modelo estimado.

$$Q(a, s) = R(s) + \gamma \sum_{s'} T(s, a, s') \max_a Q(a', s') \quad (4.5)$$

”Como no agente PDA, pode-se usar essa equação de atualização para um processo de iteração que calcula valores de  $Q$  exatos, dado um modelo estimado.”(RUSSELL; NORVING, 2004, p. 749)

Caso seja necessário, no entanto, uma equação (4.6)  $Q$  de DT sem modelo estimado, tem-se:

$$Q(a, s) = Q(a, s) + \alpha(R(s) + \gamma \max_{a'} Q[a', s'] - Q(a, s)) \quad (4.6)$$

Tome-se como exemplo a função ação-valor, com modelo definido, uma vez que será usado um ambiente conhecido (Bolsa de Valores) para aplicar o algoritmo proposto e maximizar os ganhos das ações tomadas em cada estado conhecido do nosso algoritmo.

Resumidamente o algoritmo de aprendizagem-q, conforme algoritmo 4.3, se dará da seguinte forma (GUELPELI *et al.*, 2003):

#### Algoritmo 4.3: Algoritmo de $Q$ -Learning

```

inicialize  $Q(a, s)$ 
para cada instante  $t$  repita
    observe  $s$ 
    escolha ação  $a$ 
    observe  $s'$ 
    atualize  $Q(a, s)$  para  $Q(a, s) = Q(a, s) + \alpha(R(s) + \gamma \max_{a'} Q[a', s'] - Q(a, s))$ 
ate  $t$  igual ao limite de passos
  
```

Nesse caso, a cada interação, o algoritmo atualiza a tabela de  $Q(a, s)$  de acordo com os valores de recompensa ( $R(s)$ ). Como todos os estados são observáveis, então o valor atualizado leva em consideração o próximo estado e a tendência é que a ação seja direcionada para o estado com maior valor.

### 4.3 Aprendizagem-q Aplicada à Bolsa de Valores

Os ganhos na bolsa de valores são os lucros obtidos com a compra e venda de ações. No cenário proposto, considera-se inicialmente apenas a diferença obtida entre o valor da compra e o valor da venda que pode se reverter em lucro ou em prejuízo. A recompensa para o agente será o lucro (percentual sobre o valor de compra), portanto se a partir de um determinado estado, ele executar uma ação que gere lucro, o mesmo será recompensado.

É preciso levar em consideração que dois mecanismos de decisão diferentes são usados pelo investidor dependendo se ele está vendendo ou comprando ações. Quando um investidor compra, ele normalmente leva em consideração a tendência de alta ou queda de uma determinada ação. Por outro lado, quando vende, toma como ponto de partida não somente a tendência, mas também o lucro ou prejuízo da ação que irá tomar.

Nesse caso, tem-se dois agentes de aprendizagem, um agente vendedor e outro comprador. A ação de um agente comprador é basicamente fazer lances, já a de um agente vendedor é ofertar.

O grande problema para a aplicação da aprendizagem-q na construção de agentes de software capazes de aprender é a representação dos estados (LEE *et al.*, 2007). Dentre os vários sistemas propostos para Bolsa de Valores utilizando aprendizagem por reforço, há complexas representações de estado em virtude da necessidade de se manter o registro histórico dos valores das ações. Lee *et al.* (2007) propõe o uso de uma tabela chamada de matriz TP (*Turning Point*).

Entretanto, o sistema a ser desenvolvido terá um agente de análise técnica que terá a preocupação de fazer a análise histórica e determinar se é ou não um momento bom para se investir. Nossa preocupação será dividida em duas etapas, a primeira diz respeito ao agente comprador. Ele considerará a tendência de valor das ações em um intervalo que vai do valor de suporte até o valor de resistência de uma ação, ou seja, o maior valor de suporte já atingido e o maior valor de resistência já atingido.

Para o agente vendedor a ênfase será dada à tendência e ao lucro obtido com a venda da ação em um determinado momento. O lucro será igual ao valor de venda menos o valor de compra. Assim, pode haver tanto lucro quanto prejuízo, mas a recompensa será maior a medida que o valor do lucro for maior. A maior possibilidade de lucro é quando um agente compra a ação em um valor de suporte e vende em um



Figura 4.1: Exemplo de Gráfico de Resistência

valor de resistência.



Figura 4.2: Exemplo de Resistência e Suporte em um Gráfico de *CandleStick*

Mesmo sabendo que a análise técnica é um mecanismo que não atua sozinho, em virtude da existência de análises fundamentalistas, o tratamento de análises fundamentalistas ficará a cargo de trabalhos futuros, uma vez que envolve um conjunto maior e mais complexo de variáveis a serem analisadas.

O agente de análise técnica será sensível ao perfil do investidor, podendo enfatizar análises *intraday* para investidores agressivos e, se for um investidor conservador,

será enfatizado a análise anual. Mas é importante notar que na equação de cálculo da função ação-valor, o valor de alfa ( $\alpha$ ) vai variar de acordo com a probabilidade de investimento fornecida pelo agente de análise técnica em cada estado ( $s$ ) que vai para um próximo estado ( $s'$ ).

$$Q(a, s) = Q(a, s) + \alpha(R(s) + \gamma \max_{a'} Q[a', s'] - Q(a, s)) \quad (4.7)$$

Como  $\alpha$  é a taxa de desconto, então  $\alpha$  será maior quanto maior for a probabilidade de compra, incentivando o agente a comprar nos melhores momentos. Durante a venda quanto maior for o lucro, maior será a taxa de desconto, recompensando o agente no momentos em que o mesmo der maior lucro.

Como base para este estudo tem-se como exemplo as ações da PETROBRAS-PN (PETR4.SA). Suponha-se que o valor mínimo atingido por essa ação seja de 16 e o valor máximo seja de 56. Os valores de compra então vão variar nesse intervalo, para que haja lucro o valor de venda deve ser maior que o valor de compra. Então a tabela de estados vai variar de acordo com esse valores, além de possuir o estado adicional de "NÃO COMPRAR" e "NÃO VENDER" para cada uma das nossas tabelas de estado seguindo o modelo para o algoritmo de aprendizagem da função ação-valor.

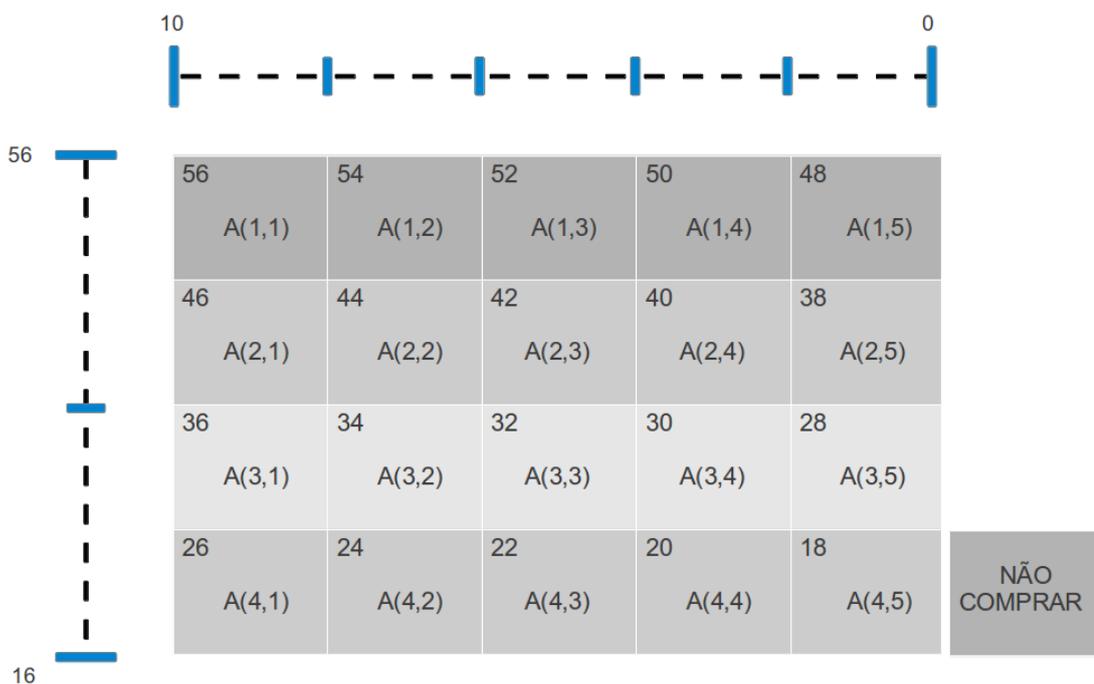


Figura 4.3: Tabela de  $Q(a,s)$  para o Agente Comprador

Como se pode observar na figura 4.3, temos a tabela de estado  $Q(a, s)$ , no qual um estado  $A(i, j)$  pode transitar para qualquer outro estado a partir da atualização dos valores das ações no mercado. A maior recompensa será quando o valor de compra for 16 e a recompensa será nula quando o valor de compra for 56.

A tabela de estados para o agente de compras tem seus valores no intervalo entre 16 e 56. O valor de recompensa será maior quanto menor for o preço de compra e maior for nossa possibilidade de lucrar com essa ação. Como os preços do mercado são voláteis a partir de um estado inicial ( $s$ ) que corresponde ao intervalo de valor da ação ele pode variar para qualquer estado em que esteja o novo valor, no entanto o próximo estado não é necessariamente um estado em que a ação foi comprada, pois o agente pode escolher por não comprar aquela ação, nesse caso ele vai para o estado de "NÃO COMPRAR" e atualiza esse estado, depois volta para o valor atual de compra.

Para a venda a tabela de estados será dividida entre os possíveis valores de lucro e seus intervalos. Quanto maior o lucro obtido na venda de uma ação maior será o valor de recompensa. O intervalo da tabela varia entre o maior lucro possível e o maior prejuízo possível. O valor de recompensa será maior no maior valor da tabela e será negativo no maior prejuízo. Dessa forma, a longo prazo, incentiva-se o agente a vender nos momentos de maior lucro e menor prejuízo. Além disso, dependendo do valor atual e da política de investimento um estado possível é o de "NÃO VENDER" que será escolhido caso a ação não seja vendida, atualiza esse estado e volta ao estado atual do possível lucro.

Um detalhe importante é que a recompensa será maior quanto maior for o lucro, portanto no estado da ação  $A(1, 1)$ , é onde o valor de recompensa será maior e será 0 para o estado  $A(4, 5)$ . Visualiza-se mais detalhadamente na figura 4.4 esse comportamento. No futuro os valores presentes nessa tabela farão com que o agente tome decisões melhores onde os lucros forem maiores.

Os valores do intervalo dos estados poderá mudar caso a barreira de suporte e resistência seja rompida, ou seja, a tabela se ajustará aos novos valores alcançadas pelas ações. Se isso acontecer, a tabela de estado, tanto para compra como para venda, será remodelada com os novos valores, adaptando a aprendizagem-q a essa nova situação. Os valores dentro de um determinado estado permanecerão no mesmo intervalo em que estavam anteriormente.

A aprendizagem-q convergirá para as melhores decisões de acordo com o número

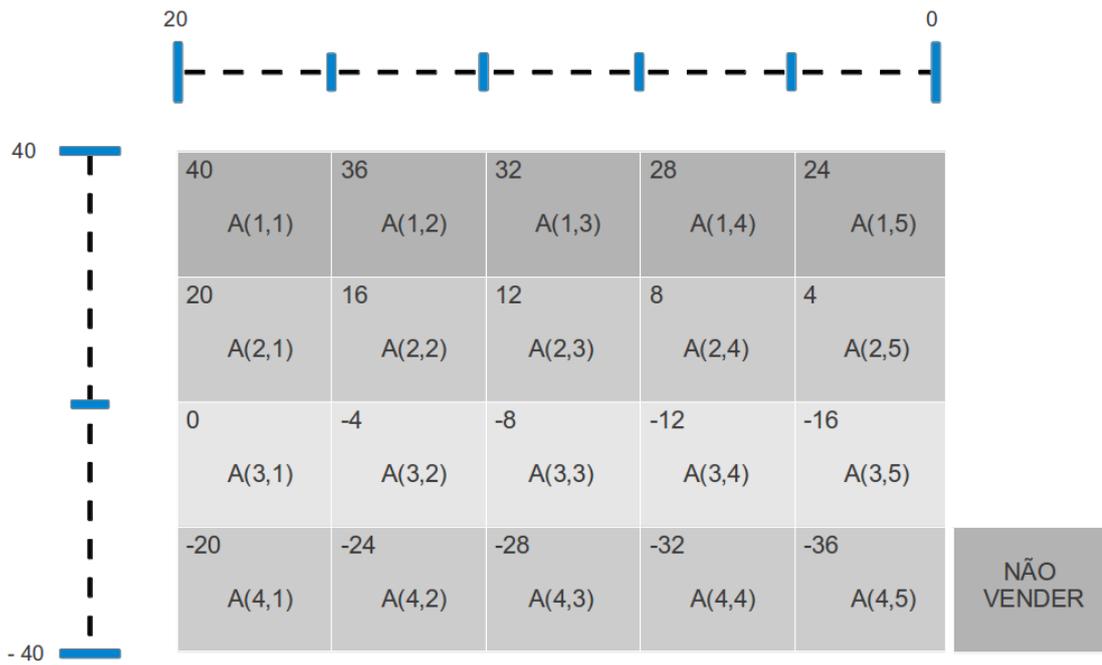


Figura 4.4: Tabela de  $Q(a,s)$  para o Agente Vendedor

de vezes que mudar de estado. Quanto mais vezes repetir determinadas ações e passar por vários estados, mais perto ele chegará do resultado ótimo.

## 5 *Trabalhos Relacionados*

Há pesquisas que envolvem a aplicação de técnicas de IA dentro da Bolsa de Valores como forma de obter resultados positivos sobre a aquisição de ativos financeiros.

Um dos trabalhos que se relacionam diretamente com essa pesquisa é *A Multi-agent Approach to Q-Learning for Daily Stock Trading* (LEE *et al.*, 2007). As diferenças são que no trabalho proposto por Lee há uma representação diferente dos estados do algoritmo de aprendizagem-q, uma divisão diferente no papel dos agentes de compra e venda, algoritmo baseado nessa representação de estados diferenciada e a utilização de redes neurais. Nele é proposta uma plataforma de desenvolvimento de agentes que pode aprender e que são capazes de aprender a melhor hora de comprar e vender.

A plataforma chamada de *MQ-Trader* (LEE *et al.*, 2007), que envolve a arquitetura cooperativa de agentes para aprendizagem, simula o comportamento do investidor humano com o intuito de aconselhar o melhor momento de negociar. O problema é dividido em dois grupos: precificação e temporização. Por esse motivo, os agentes de compra e venda são também determinados em função dessa perspectiva, como o *Signal Agent* e o *Order Agent*. O *Signal Agent* é o responsável por determinar o melhor dia de compra ou venda e necessita manter informações de histórico do preço. Além disso, o *Signal Agent* de venda guarda estados sobre lucro ou prejuízo ocorrido durante um episódio no passado. A separação entre agentes de compra e venda advém do fato de que o investidor possui diferentes critérios na compra e na venda.

Já a representação dos estados de cada agente é determinada através de uma tabela chamada de *TP matrix*. Ao invés de armazenar diretamente as informações sobre o preço em si, é utilizada uma notação que representa os estado de resistência e suporte que necessita de menor poder computacional do que o armazenamento direto dos preços das ações. O valor TP (*Turning Point*) guarda os valores de cinco dias de fechamento (média). Assim, as sequências de TP acabam por indicar o histórico de

resistência e de suporte assim como as possíveis implicações no movimento futuro dos preços.

Outros trabalhos também seguem a mesma direção e dão ênfase na aplicação da aprendizagem como saída para melhorar na decisão dos investimentos. Duerson *et al.* (2012) inclui a otimização do portfólio de ações, estratégias de investimento e análise de risco de mercado entre as áreas dentro do mercado financeiro que podem utilizar a aprendizagem por reforço (de uma forma geral).

No trabalho de Duerson *et al.* (2012) há a aplicação não apenas de aprendizagem-q, mas sim uma combinação de técnicas de aprendizagem por reforço como forma de comparar a melhor ferramenta em cada situação. Além disso, tem-se a separação do sistema em previsão (*Forecaster*) e Sistema de Negociação (*Trader system*). Cada um deles é uma entidade separada de aprendizagem, no entanto a previsão é o objetivo maior e a separação é apenas conceitual e o sistema é visto como uma unidade.

Dentre algumas das técnicas de aprendizagem utilizadas na pesquisa citada estão *Q-Learning*, *Discounted History Reinforcement Learning* (Aprendizagem por Reforço com História Descontada), Redes Neurais com Aprendizagem por Reforço Recorrente, Indicador de Ponto de Reviravolta utilizando redes neurais.

Os resultados apresentados nas pesquisas mostram que cada técnica utilizada apresenta vantagens e desvantagens de acordo com a situação e com a quantidade de memória e processamento necessário para fazer as análises históricas nos preços dos títulos. Apesar de não ficar claro como são representados os estados no algoritmo de aprendizagem-q, o gargalo nesse tipo de aplicação se dá em função da grande quantidade de memória requerida.

Outro trabalho que merece destaque é o de Guelpeli *et al.* (2003) que trata de um Sistema Tutorial Inteligente baseado na aprendizagem-q para a tomada de decisão em relação ao modelo avaliativo. A grande diferença está em relação a aprendizagem do algoritmo que no caso se baseia em estados cognitivos dos alunos da seguinte forma: E0 – > R=1 (Ruim); E1 – > R=3 (Regular); E2 – > R=5 (Bom); E3 – > R=7 (Muito Bom); E4 – > R=10 (Excelente). Sendo "E" o estado e "R" o resultado da avaliação do perfil do aluno.

Já no modelo de Oliveira (2006), a grande diferença está na junção de vários mecanismos de aprendizagem, incluindo aí as redes neurais, o raciocínio baseado em regras e o raciocínio baseado em regras. Destaca-se o modelo do algoritmo

de aprendizagem-q que é representado através de estado dinâmicos de propostas e contra-propostas. Apesar de eficaz esse modelo não leva em consideração resultados históricos que poderia ser uma vantagem competitiva para o negociante.

Tabela 5.1: Tabela de Comparação entre os Trabalhos Relacionados

Trabalhos Relacionados	Modelo de Aprendizagem	Representação dos Estados da Aprendizagem-q	Modelo de Tomada de Decisão
Protocolo de negociação baseado em aprendizagem-q	aprendizagem-q	tabela de preços	baseado em análise técnica e resultados da aprendizagem
Lee <i>et al.</i> (2007)	aprendizagem-q	TP-Matrix	resultados da aprendizagem
Guelpeli <i>et al.</i> (2003)	aprendizagem-q	perfil cognitivo (5 estados possíveis)	baseado na aprendizagem-q
Oliveira (2006)	aprendizagem-q, redes neurais, raciocínio baseado em regras e raciocínio baseado em casos	propostas e contra-propostas	conjunção de algoritmos de aprendizagem

Conforme a tabela 5.1, há uma diferenciação entre os principais trabalhos relacionados. A contribuição dada por esta pesquisa não se limita a aplicação da aprendizagem-q no ambiente da bolsa de valores, uma vez que já é um assunto de estudos há algum tempo. Neste trabalho, procurou-se uma representação diferenciada dos estados do algoritmo de aprendizagem que leva-se em conta não só objetivos diferentes dependendo do papel do agente (vendedor ou comprador) como também o armazenamento dos resultados históricos alcançados.

Além da simplificação da representação dos estados, tem-se também os modelos de protocolos de negociação importantes na comunicação dos agentes. A tomada de decisão leva em consideração a análise técnica preliminar que pode nos garantir mais confiabilidade na tomada de decisão.

## **6      *Modelo do Sistema***

### **6.1    Introdução**

O objetivo aqui será demonstrar o processo de aprendizagem e os mecanismos de decisão envolvidos, além da arquitetura geral do sistema. O ambiente da Bolsa de Valores é extremamente complexo além de envolver fatores sensíveis como o lucro de investidores que não estariam preparados para arriscar grandes quantias de dinheiro em um protótipo inicial.

No modelo proposto teremos vários agentes cada um com papéis específicos. Tem-se o Agente Corretor, responsável por gerenciar carteira de clientes e carteira de ações dos clientes. Os agentes corretores também se comunicam com o Agente Comprador e o Agente Vendedor que serão o cérebro do investidor uma vez que serão os agentes capazes de aprender através dos algoritmos de aprendizagem por reforço.

Além disso, tem-se o Agente Investidor que representa o cliente e seu perfil, podendo se cadastrar na corretora para que tenha a capacidade de interagir com a Bolsa de Valores. O Agente Bolsa será o responsável por fornecer índices das ações para todo o sistema em tempo real, captando as informações necessárias para a tomada de decisão dos demais agentes. Como já visto, também há o Agente de Análise Técnica que tem a função de fornecer dados sobre tendências, probabilidade de compra e venda e análise histórica das ações, no entanto este último agente é parte integrante de outra pesquisa em andamento e não serão determinados aos detalhes pertinentes ao mesmo.

Todos os agentes reunidos formam a arquitetura do sistema. Para se ter a noção do funcionamento geral do sistema, trata-se de como se dará a estrutura de comunicação entre eles e como será a tomada de decisão a partir da união de todos os módulos do sistema.

## 6.2 Arquitetura do Sistema

Na figura 6.1 é possível visualizar o Agente Bolsa. Esse agente que centraliza os índices da bolsa e é responsável por cadastrar e gerenciar as corretoras envolvidas é o Agente Bolsa. Através dele são reunidas as principais informações necessárias para o funcionamento de todas as corretoras e empresas com capital aberto que desejam adquirir capital para aumentar seus investimentos.

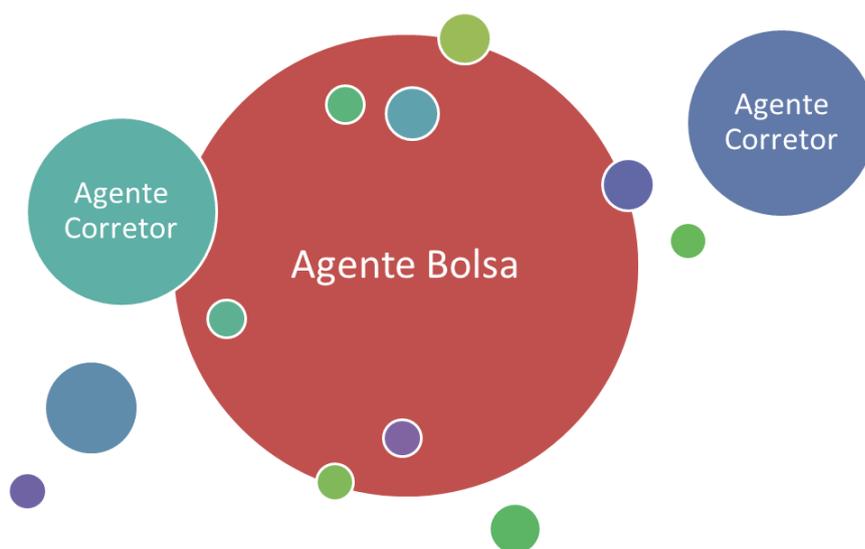


Figura 6.1: Agente Bolsa e Agentes Corretores

Outra funcionalidade importante é o banco de valores, guardando o saldo dos corretores e dos investidores. Informações como saldo dos agentes compradores e vendedores ficam por conta do Agente Bolsa. No momento de compra e venda as transferências que acontecem entre agentes investidores são feitas através desse mecanismo.

Na figura 6.2, pode-se visualizar os agentes envolvidos no processo decisório. Todos os investidores estão vinculado a uma corretora e assumem dois papéis diferentes. No momento em que fazem ofertas por ações, eles são um agente comprador, depois, quando compra as ações, o mesmo passa a ser um agente vendedor.

Cada agente investidor, como foi mencionado no capítulo anterior, possui um tabela de função ação-valor ( $Q(a, s)$ ). A cada interação, a tabela é atualizada de acordo com dados fornecidos pelo Agente de Análise Técnica e por dados da própria tabela, uma vez que a mesma possui valores recursivos.

As tecnologias utilizadas para armazenamento de dados das tabelas do algoritmo de aprendizagem e para os dados dos agentes são o SGBD (Sistema de Gerencia-

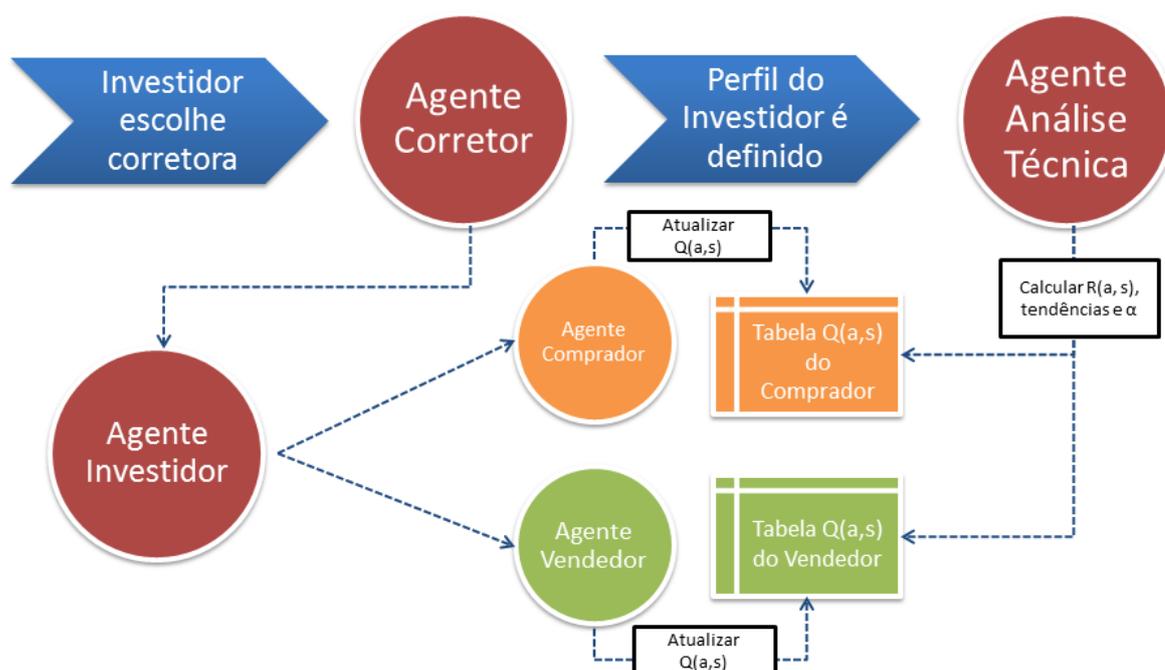


Figura 6.2: Arquitetura Geral do Sistema

mento de Banco de Dados) *MySQL* e *XML*. Já como *framework* de desenvolvimento será utilizado o *JADE* (conforme pode ser visualizado nos apêndices A, B e C). E como IDE (Ambiente Integrado de Desenvolvimento) de desenvolvimento será utilizada o *Eclipse*<sup>1</sup>(para a escrita dos códigos Java).

### 6.2.1 Agente Corretor

O Agente Corretor oferece ao investidor (usuário) uma interface *HomeBroker* para que o mesmo possa tomar decisões a respeito da compra e venda de ações, uma vez que o ambiente não será totalmente autônomo do ponto de vista do cliente da corretora, *a priori*. Os recursos utilizados para o seu funcionamento são fornecidos pela bolsa através de índices atualizados em tempo real.

A habilidade desse agente refere-se a simulação de resultados e análise fundamentalista e técnica para os investidores. Além disso, em um ambiente real toda corretora ganha dinheiro com corretagem sobre ações compradas e vendidas. Neste ambiente serão descartados esses custos. Dessa forma é possível ter uma noção do funcionamento geral do sistema e sua eficiência diante das mais diversas situações.

O agente corretor tem por função gerenciar a carteira de ações de cada investi-

<sup>1</sup>eclipse.org

dor, mantendo o registro de valores, emitir ordens de compra e venda, determinar o perfil do investidor e etc.. De posse desses dados é que existe a possibilidade de investimento, uma vez que no mercado de venda variável é necessário um corretor cadastrado e autorizado pela bolsa a operar dentro do mercado.

A intenção aqui não é substituir essas organizações, nem mesmo os analistas especializados em auxiliar investidores na difícil decisão de investimento. Na verdade as corretoras serão as maiores beneficiadas com um ambiente de simulação mais inteligentes e com capacidade de simular decisões reais dentro da complexidade do mercado financeiro.

No caso das corretoras, ambientes de simulação diminuem custos de análise. Os custos não dizem respeito apenas ao dinheiro empregado na análise do mercado, mas também ao tempo necessário para tomar uma decisão, uma vez que nesse mercado cada segundo é precioso e não deve ser desperdiçado. Portanto, dependendo do perfil do cliente (conservador, moderado ou agressivo) as tomadas de decisão devem levar em consideração todos esse aspectos.

A corretora será a grande responsável por determinar esse perfil. O resultado disso é uma escala de zero (0) até um (1), em que zero representa o perfil conservador e um o perfil agressivo. O perfil moderado será o intermediário entre esses dois, formando o perfil do usuário que, além dessa escala, possuirá preferência por ações e grupo de ações com determinadas características.

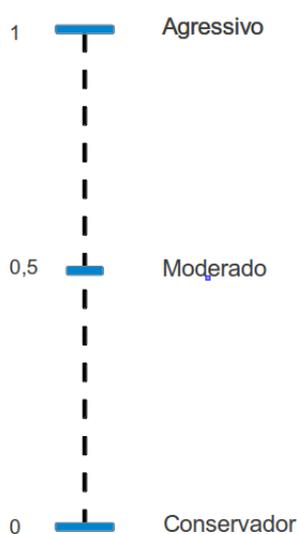


Figura 6.3: Perfil dos Investidores

Os agentes que mais farão uso dessas informações são o Agente de Análise Técnica e os agentes investidores. Cada um usará as informações para fins diferen-

tes. Durante o processo de comunicação, o Agente Corretor repassará as informações para os demais agente. Nas seções a seguir será entendido mais a fundo como funcionarão os outros agentes envolvidos nesse modelo de sistema.

## 6.2.2 Agente Investidor

Dentro do mercado, o agente responsável pela tomada de decisão em relação a compra e venda de ações. Ele decidirá o melhor momento de compra e venda e fará a simulação para as corretoras e investidores terem como base na tomada de decisão.

Neste sistema, os agentes representarão cada investidor. Depois de estar cadastrado na corretora, o mesmo passa a operar através desta e, por consequência, está sujeito a lucros e prejuízos. Como usarão a aprendizagem por reforço através do *Q-Learning* é necessário que os mesmos possuam tabelas de atualização para agregar as suas decisões (simulações de decisão que auxiliarão investidores e corretoras).

O agente comprador possuirá a tabela de acordo com o as tendência do mercado e os valores de suporte e resistência. Portanto, as decisões tomadas serão determinadas de acordo com o valor da tabela. Existe, entretanto, os casos em que é desaconselhável a compra de uma determinada ação. Se a tendência é que os valores estejam em queda e o Agente de Análise Técnica demonstra que comprar determinada ação em determinado momento não é seguro, então o Agente Comprador atualiza seu valor atual (apesar de não comprar) e pular sempre para o valor atual da tabela.

Para que esta proposta se concretize, no entanto, serão enviados vários casos de teste com valores históricos para que a tabela de compra assimile valores e tenda a conselhos ótimos para o investidor. Ou seja, simulando valores para variados períodos de tempo é possível "ensinar" para o agente comprador o que fazer em cada situação que se apresentar. Como o algoritmo de aprendizado se baseia no *Q-Learning*, a tendência é a identificações de padrões antes desconhecidos.

Ao pular entre diferentes estados, a tendência é que em um período de tempo que tende ao infinito as decisões desse agente tendam a decisões ótimas. Dessa forma é possível representar o processo de decisão de investidor humano que também leva em consideração decisões históricas e resultados favoráveis e desfavoráveis em determinadas situações.

O agente vendedor, que também é um investidor, uma vez que vende ações para obter lucros ou amenizar prejuízos, tem em sua tabela o intervalo de lucros possíveis

que pode alcançar de acordo com o valor de compra. Seguindo esta linha, será possível tomar decisões em que maiores lucros resultam em maiores recompensas. Um investidor humano, tomaria a decisão de aguardar para vender ações, porque em suas análises as ações podem ultrapassar um valor de resistência. Entretanto, a melhor situação é aquela em que atingimos o maior lucro possível historicamente.

O agente vendedor terá seus valores atualizados mesmo que não haja a venda das ações pois precisa atualizar os valores da tabela de aprendizagem-q e diminuirá a recompensa em cada situação em que a ação não foi vendida. Dessa forma, estados em que a ação não foi vendida terão os valores descontados. Isso servirá para estimular que o agente venda nas melhores situações, inclusive as de menor prejuízo.

O algoritmo de aprendizagem será apresentado na subseção 6.2.4 para demonstrar como será funcionará a técnica proposta nesse trabalho dissertativo.

### 6.2.3 Agente Bolsa

O Agente Bolsa será capaz de se comunicar diretamente com os agentes corretores no intuito de, como dito anteriormente, fornecer funcionalidades capazes de auxiliar os demais agentes na execução de suas tarefas.

Vimos que ele possuirá a representação dos índices da bolsa, os valores das ações e as porcentagens de queda e subida. Além disso, também será responsável por coordenar as transações que ocorrem dentro do mercado, garantido a confiabilidade e segurança do sistema. Inicialmente esse agente terá todas as informações obtidas dos mecanismos atuais de funcionamento da bolsa a título de modelo do sistema.

### 6.2.4 Algoritmo de Aprendizagem

O algoritmo fará uso de informações provenientes da análise técnica. Para o agente comprador tem-se uma tabela e para o agente vendedor tem-se outra. Para diferenciar as duas situações, tem-se para o agente comprador  $Q_c(a, s)$  e para o vendedor  $Q_v(a, s)$ . Dessa forma, determina-se o seguinte algoritmo:

#### Algoritmo 6.1: Algoritmo de *Q-Learning* para Vendedor e Comprador

```

inicialize  $Q_c(a, s)$  e  $Q_v(a, s)$ 
para cada instante t repita

```

se agente comprador = ativo

observe  $s$

escolha ação  $a$

observe  $s'$

atualize  $Q_c(a, s)$  para

$$Q_c(a, s) = Q_c(a, s) + \alpha(R(s) + \gamma \max_{a'} Q_c[a', s'] - Q_c(a, s))$$

se agente vendedor = ativo

observe  $s$

escolha ação  $a$

observe  $s'$

atualize  $Q_v(a, s)$  para

$$Q_v(a, s) = Q_v(a, s) + \alpha(R(s) + \gamma \max_{a'} Q_v[a', s'] - Q_v(a, s))$$

ate t igual ao limite de passos

O algoritmo 6.1 é determinado em função da aprendizagem do agente investidor e dos possíveis papéis que ele pode assumir durante o processo de negociação na bolsa. Por exemplo, ao comprar uma ação, o agente passa a ser também um potencial vendedor.

Portanto, é preciso verificar qual é o estado atual do agente: vendedor ou comprador. Caso seja um comprador as informações sobre a tabela de aprendizagem para compra será atualizada, caso seja um vendedor, então será atualizada a tabela de aprendizagem para venda.

Conforme o algoritmo de *aprendizagem-q*, observa-se cada está "s" para que a ação "a" seja escolhida. De acordo com os valores escolhidos, uma nova ação será determinada e o valor atualizado.

### 6.3 Negociação em Sistema de Bolsa de Valores

Todos os procedimentos e normas referentes à BM&FBovespa se encontram determinados em seus regulamentos e na legislação, assim como resoluções da CVM. Os procedimentos operacionais guiam todas as fases de negociação existentes e divide o pregão eletrônico de forma sistemática.

Como a interação acontece prioritariamente através do software MegaBolsa, então

todas as operações são determinadas através do manual de operações do sistema (BM&FBOVESPA, 2006).

Os ativos financeiros negociados admitem os seguintes estados possíveis:

- **Autorizado (A)** – permissão para registro, cancelamento e modificação de ofertas;
- **Interditado (I)** – não permite registro, cancelamento ou modificação de ofertas, no entanto área de controle pode realizar todas as funções;
- **Reservado (H/B)** – permite registro, cancelamento ou modificação de ofertas desde que respeitadas as regras de formação de preço (*fixing*), mas a área de controle pode realizar todas as operações;
- **Suspenso (S)** – permite registrar, cancelar ou modificar um ativo desde que respeitadas as regras de *fixing*, sendo permitida todas as operações para a área de controle (o ativo pode permanecer assim por tempo indeterminado);
- **Prorrogado (P)** – registro, cancelamento e modificação de ofertas são permitidas desde que respeitado o *fixing*;
- **Congelado (G)** – não permite o registro, cancelamento ou modificação de ofertas até que haja uma intervenção da área de controle no sentido de reservar o ativo, recusar a oferta que gerou o congelamento ou aceitar a oferta.

As fases do sistema ocorrem de acordo com a ordem cronológica de acontecimentos e operações permitidas em determinados horários e se dividem da seguinte maneira:

1. **Fase de início de consultas (C)**: as primeiras consultas relativas ao dia de negociação em que não podem ser feitas operações a não ser por parte dos controladores;
2. **Fase de pré-abertura/pré-fechamento (P) /leilão**: desde que respeitadas as regras de *fixing*, é possível registrar, cancelar ou modificar ofertas;
3. **Fase de abertura (O)**: a fase de abertura ocorre após a pré-abertura em que os ativos são autorizados para serem negociados sendo que a abertura se dá por ativo, já que o mesmo pode estar em prorrogação da fase anterior;

4. **Fase contínua de negociação (S)**: é a fase em que as negociações ocorrem de fato e vem logo após a abertura;
5. **Fase de intervenção da supervisão (N)**: nessa fase só a área de controle pode atuar;
6. **Fase de pré-abertura do *after-market* (E)**: fase anterior ao *after-market* em que é permitido registrar, cancelar ou modificar ofertas sem as regras de *fixing*;
7. **Fase contínua de negociação do *after-market* (R)**: as ofertas podem ser executadas de imediato, sendo respeitadas as regras de negociação do *after-market*;
8. **Fase de consultas do fim do dia (F)**: fase para verificação dos dados antes de iniciar a fase de pós-sessão;
9. **Fase de pós-sessão (B)**: fase utilizada para retransmissão e arquivamento de dados.

Nesta pesquisa, trata-se do protocolo específico da bolsa. Os pormenores ficam restritos a implementação, sendo que as regras de comunicação irão abstrair os detalhes. Portanto, para fins de simplificação, nos restringiremos à fase de pré-abertura, pré-fechamento, leilão e a fase contínua de negociação.

Há ainda diferentes tipos de ofertas (ordens de compra e venda enviadas pelos investidores) e validade de ofertas. Leva-se em consideração as ofertas limitadas (preço limite acima do qual o título não poder ser comprado ou abaixo do qual não poder ser vendido) e as ofertas *stop* (preço de disparo a partir do qual a oferta é registrada). Quanto a validade, serão levadas em consideração as com Validade Data (VAD) no qual é especificada uma data que será a validade da oferta.

## 6.4 Protocolos de Negociação entre os Agentes

Do ponto de vista da Bolsa de Valores a negociação pode ser especificado da seguinte forma:

$$Neg = \langle Stck, LAgnts, Pt, Vl, Dt, Tm, C \rangle$$

Onde,

1. **Stck** é a ação a ser negociada;

2. **LAgnts** é a lista de agentes que enviaram a proposta;
3. **Pt** é o tipo da proposta enviada pelo agente inteligente;
4. **VI** é o valor de compra ou venda oferecido pelo agente inteligente;
5. **Dt** é a data de validade da proposta;
6. **Tm** é o o momento de envio da proposta;
7. **C** é a corretora que enviou a proposta.

Do ponto de vista da corretora, existem algumas mudanças em relação ao agente bolsa, uma vez que o mesmo apenas repassa ordens efetuadas pelo investidor:

$$Neg = \langle Stck, Qtt, Usr, Pt, Vl, Dt, Tm, Qc, Qv \rangle$$

Onde,

1. **Stck** é a ação a ser negociada;
2. **Qtt** é a quantidade de ações (lote) a ser negociado;
3. **Usr** é o usuário (cliente) que enviou a proposta;
4. **Pt** é o tipo da oferta enviada pelo agente, que pode ser de compra ou venda, *stop* ou limitada;
5. **VI** é o valor de compra ou venda oferecido;
6. **Dt** é a data de validade da proposta;
7. **Tm** é o o momento de envio da proposta;
8. **Qc** é a tabela decorrente do algoritmo de aprendizagem advindo das negociações feitas pelo agente em detrimento das compras efetuadas pelo mesmo;
9. **Qv** tabela de vendas do algoritmo de aprendizagem.

E o agente investidor precisa das seguintes informações dos papéis que irá negociar, valor, quantidade, tipo da oferta (limitada ou *stop*) e data de validade. Portanto, as informações são organizadas como segue:

$$Neg = \langle Stck, Qtt, Vl, Pt, Dt \rangle$$

Onde,

1. **Stck** é a ação a ser negociada;
2. **Qtt** é a quantidade de ações (lote) a ser negociado;
3. **VI** é o valor de compra ou venda oferecido;
4. **Pt** é o tipo da oferta enviada pelo agente, que pode ser de compra ou venda, *stop* ou limitada;
5. **Dt** é a data de validade da proposta.

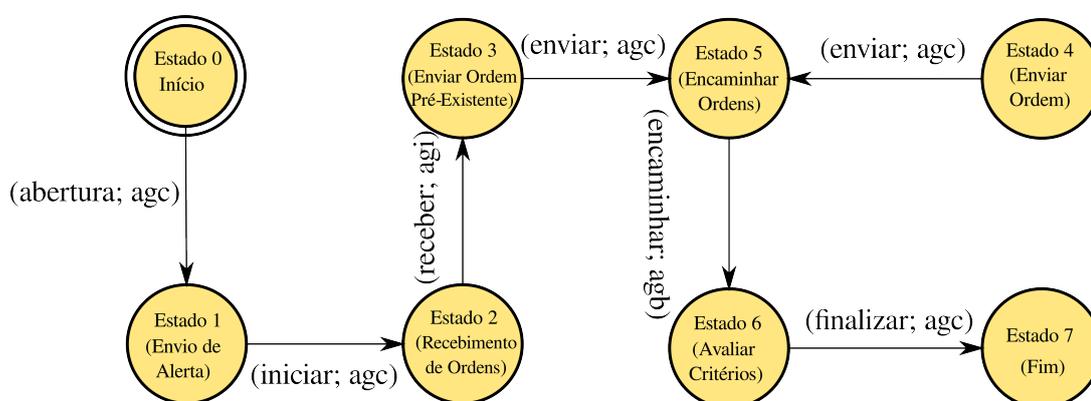


Figura 6.4: Estados da negociação na fase de leilão da bolsa

Nos casos dos leilões de pré-abertura, fechamento e leilão, o diagrama de estado dos agentes que participam é feito como se pode ver na figura 6.4. Isto é, o protocolo inicia com uma mensagem enviada pelo agente bolsa (agb) de "abertura" da fase, na fase de leilão no "Estado 0", para os agentes corretores (agc). Após esse fase, é necessário que os agentes investidores sejam informados sobre a abertura de recebimento de ordens de compra e venda. Caso haja ordens na fila, as ordens pré-existentes estarão presentes nesse estágio. Ordens de compra e venda se encaixam no "Estado 3" e "Estado 4".

Existem vários critérios a serem avaliados para que a bolsa aceite as propostas enviadas, as mesmas são determinadas pelo agente bolsa e seu resultado é determinado após o casamento das ofertas ("Estado 6"). Após esse estado, temos o fim do período de leilão.

Durante o período normal de atividades de negócios (*daytrade*), um protocolo pode ser visto como na figura 6.5 acima. A diferença dessa fase em relação a fase anterior se encontram nos "Estados 6 e 7", já que todas as ordens são encaminhadas para o Livro de Ofertas e casadas caso haja alguma compatível.

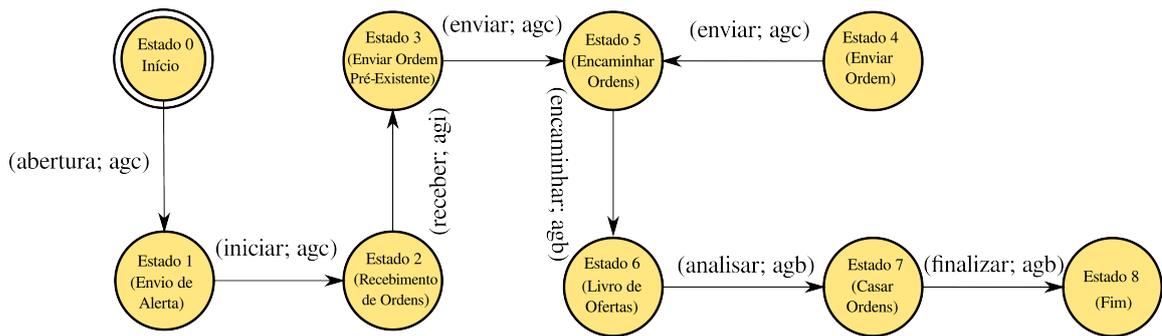


Figura 6.5: Estados da negociação na fase Negociação Contínua

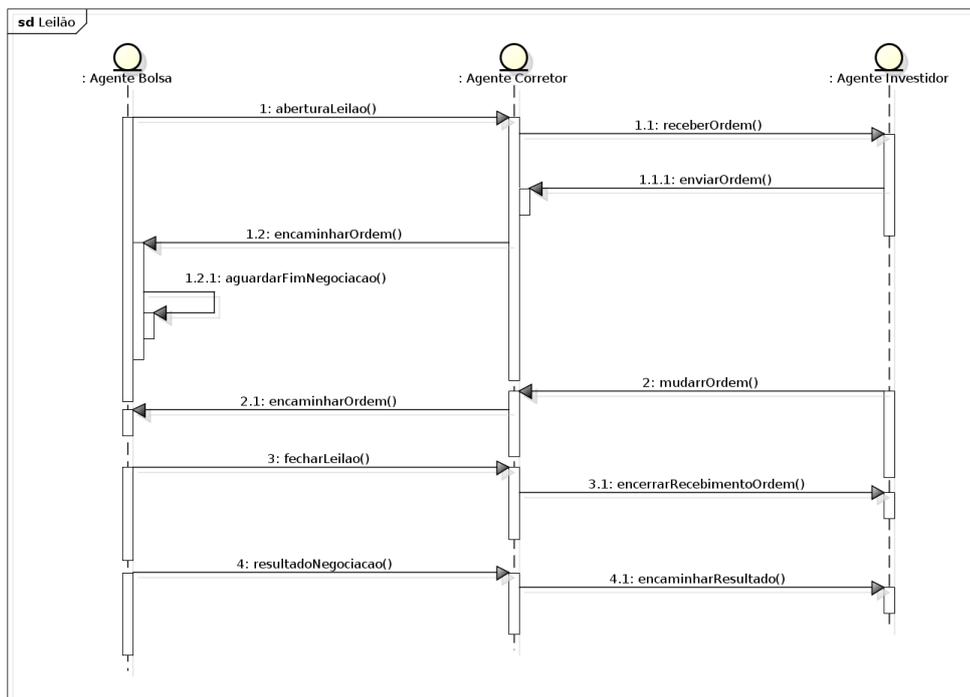


Figura 6.6: Leilão

Serão representados através de diagramas de sequência os protocolos de negociação. Conforme se vê na figura 6.6, tem-se a sequência de etapas na negociação caso ocorra no formato de leilão. Sendo assim, é preciso haver antes uma mensagem enviada aos agentes corretores sobre o início da fase de lances. Posteriormente os agentes corretores se tornam aptos a receber dos agente investidores todas as ordens de compra ou venda que os negociadores queiram efetuar. Como o leilão é na bolsa de valores uma forma de formar o preço de abertura dos papéis naquele dia então ordens que ainda sejam válidas devem entrar dentro dessa fase como forma de auxiliar na formação do valor do ativo. O agente bolsa passa então a operar no recebimento das ofertas colocando-as em ordem para que sejam casadas ao final da fase de leilão

Para a fase de negociação contínua, em que as ofertas são lançadas de acordo

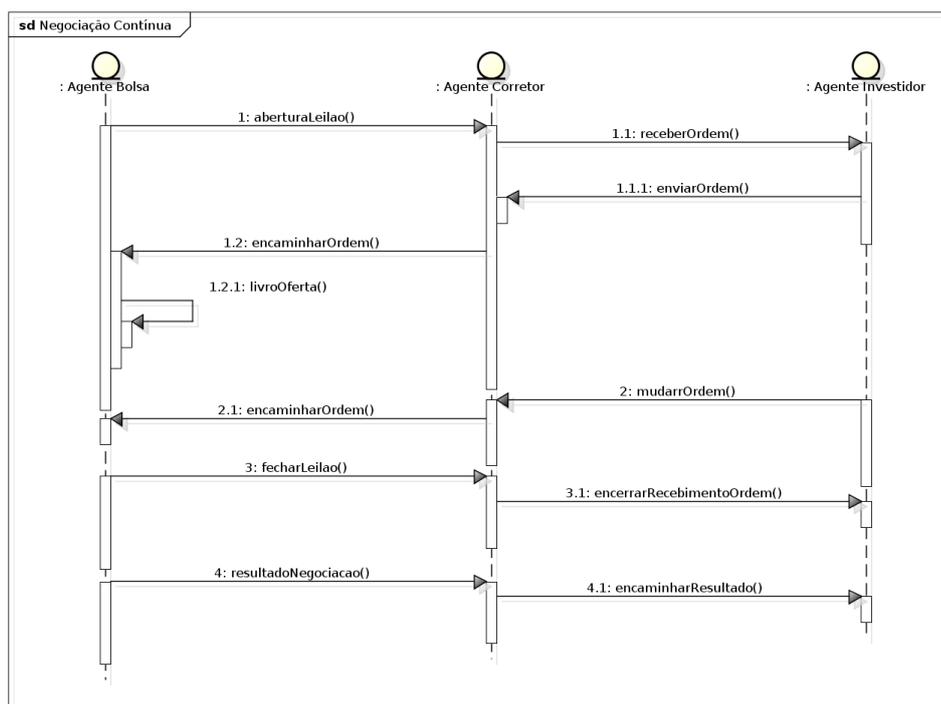


Figura 6.7: Negociação Contínua

com o horário de funcionamento normal do pregão (após a abertura do pregão), os ativos que já estiverem abertos para negociação são colocados em um livro de ofertas de acordo com as ordens repassadas pelo agente investidor ao agente corretor que então se encarrega de encaminhar para o agente bolsa todas as solicitações de compra e venda. Diferentemente do leilão em que as ordens são casadas ao final, caso haja ofertas equivalentes elas são casadas para efetuar a negociação, no caso de ofertas *stop* as mesmas só são lançadas em livro de ofertas caso atinjam o valor pré-determinado pelo investidor.

## 6.5 Diagramas UML

Em direção a modelagem do funcionamento do mercado da ações, tem-se a abstração através dos diagramas UML (caso de uso, classe, atividade e sequência) das principais funcionalidade da bolsa e do funcionamento (em mais alto nível) dos protocolos de negociação e algoritmo de aprendizagem-q. Dessa forma, trataremos nas subseções a seguir dos diagramas supracitados como forma de visualizar todo o arcabouço necessário para a Bolsa de Valores.

### 6.5.1 Diagrama de Caso de Uso

Na figura 6.8 são descritos os principais casos de uso, ou pelo menos, os que mais satisfazem os requisitos para o modelo proposto. O diagrama advém dos estudos pertinentes a pesquisa sobre o funcionamento da Bolsa de Valores e dos atores envolvidos para a disposição dos protocolos de negociação e o algoritmo de aprendizagem-q.

A princípio, destaca-se a figura do "Agente Investidor" que está conectado aos casos de uso "Informar Abertura do Pregão", através desse caso de uso todos os agentes investidores serão informados sobre o início de qualquer sessão de seu interesse, seja leilão de pré-abertura ou encerramento, leilões especiais ou mesmo a negociação contínua (*daytrade*).

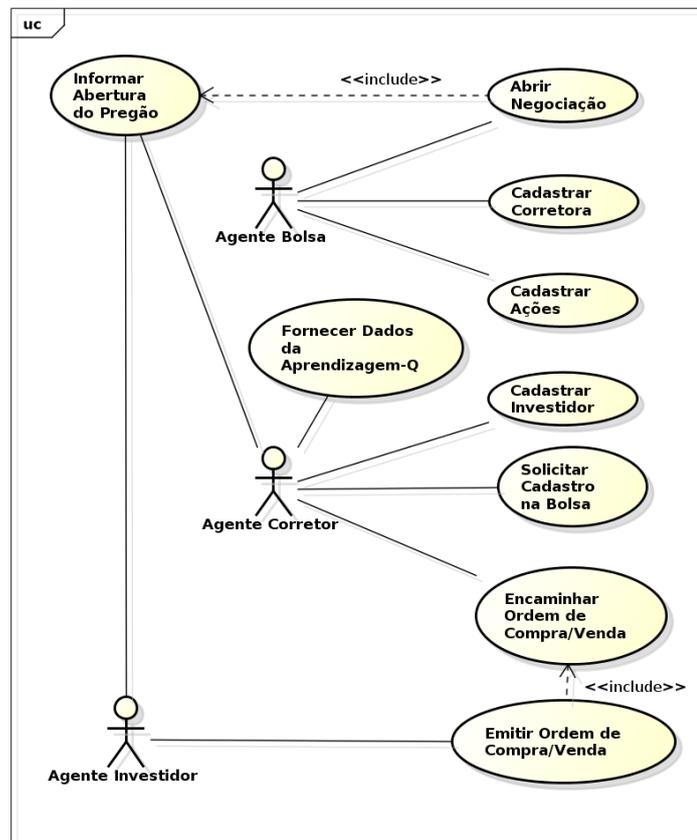


Figura 6.8: Diagrama de Casos de Uso

Para o "Agente Corretor" reservam-se os casos de uso de "Cadastrar Investidor", para os investidores que desejam começar a investir na bolsa; "Solicitar Cadastro na Bolsa", que acontecerá quando um algum agente capaz de executar a corretagem de-seje fazer parte das negociações como intermediário financeiro; "Encaminhar Ordens de Compra ou Venda" feitas pelo "Agente Investidor" às ações da bolsa; e, por fim,

fornecer os dados do algoritmo de aprendizagem-q que será dividido por ações e tipo de ordem (compra ou venda).

O "Agente Bolsa" será o responsável pelo gerenciamento das operações da bolsa incluindo nesse rol o fornecimento dos índices da bolsa, a abertura das negociações, o cadastro das corretoras que o solicitarem e o cadastro de ações de empresas de capital aberto.

## 6.5.2 Diagrama de Classes

Com o intuito de representar as entidades presentes na bolsa, a figura 6.9 mostra as principais classes determinadas de acordo com os seus respectivos relacionamentos e seus principais atributos. Como classe central desse modelo tem-se a Bolsa que se trata, na realidade, no próprio "Agente Bolsa" que possuirá as funcionalidade da bolsa.

Além dessa classe, existem também as classes que representam o "Agente Investidor" o "Agente Corretor" e as demais classes que servem de suporte para esses agentes ("Ação", "LivroOferta", "HistóricoAção", "CarteiraInvestidor" e "HistóricoOrdem").

## 6.5.3 Diagrama de Atividades

Este diagrama, detalhado na 6.10, é utilizado para especificar como ocorrerá a sequência de estados referentes a negociação na bolsa. As tomadas de decisão serão efetuadas de acordo com o "algoritmo de aprendizagem-q". O estado inicial é sempre deliberado pelo "Agente Bolsa" como forma de dar partida nas negociações diárias. Dessa forma, todos os agentes (corretores e investidores) são conseqüentemente comunicados sobre o início de alguma sessão de negociação.

Ao final do processo a bolsa determinará e informará aos corretores quais negociações foram efetuadas para que os mesmos gerenciem as respectivas carteiras de ações dos seus clientes.

## 6.5.4 Diagrama de Sequência

Através da troca de mensagens é possível determinar como se dará a sequência de comunicação entres os principais agentes envolvidos no processo de negociação.

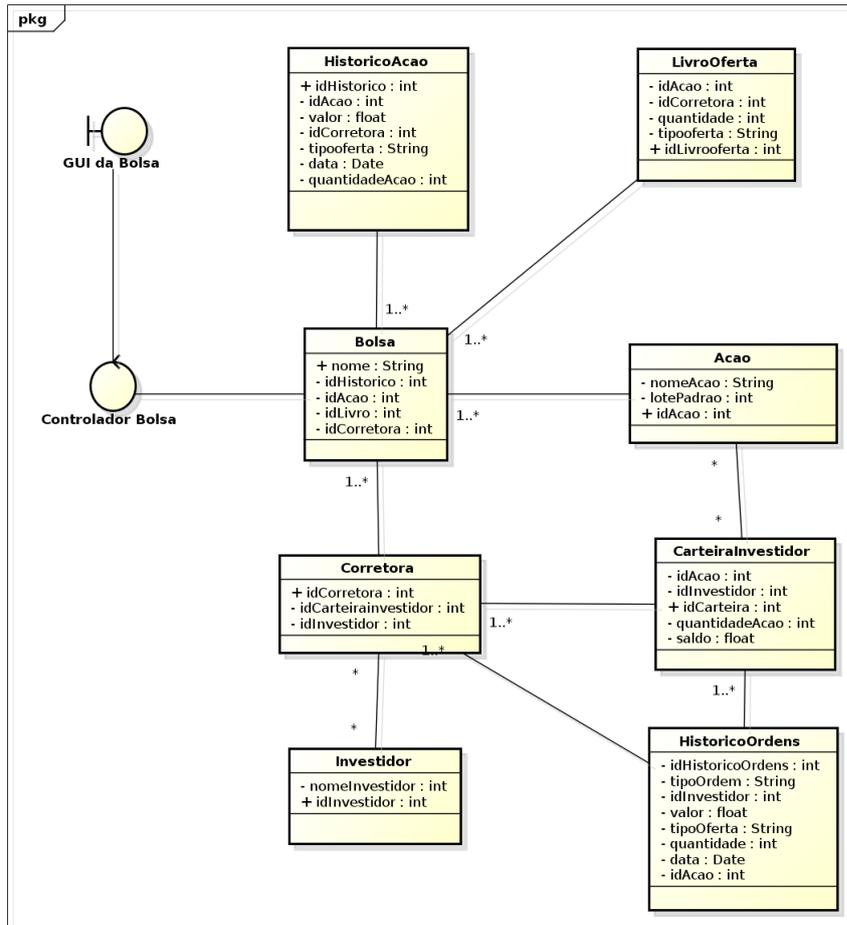


Figura 6.9: Diagrama de Classes

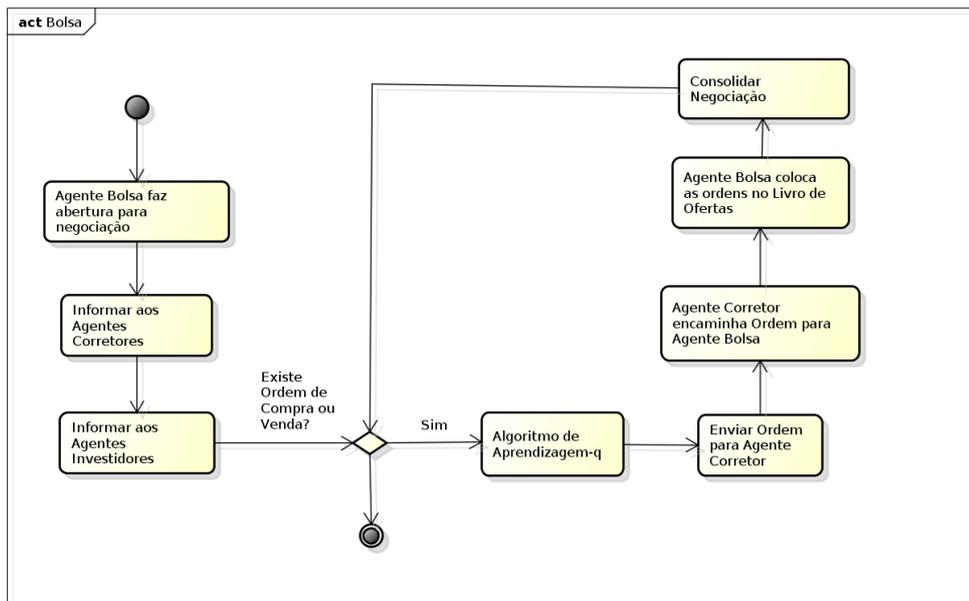


Figura 6.10: Diagrama de Atividades

Na figura 6.11 a seguir, tem-se a representação desse modelo. Como sempre iniciado pelo "Agente Bolsa" se começa todo o processo de comunicação. O "Agente Corretor" por conseguinte comunica o "Agente Investidor" que, caso haja possibilidade de investimento, emitirá uma ordem de compra ou venda e que será, em seguida, encaminhado pelo "Agente Corretor" ao "Agente Bolsa". O término do processo só ocorre caso haja casamento das ofertas.

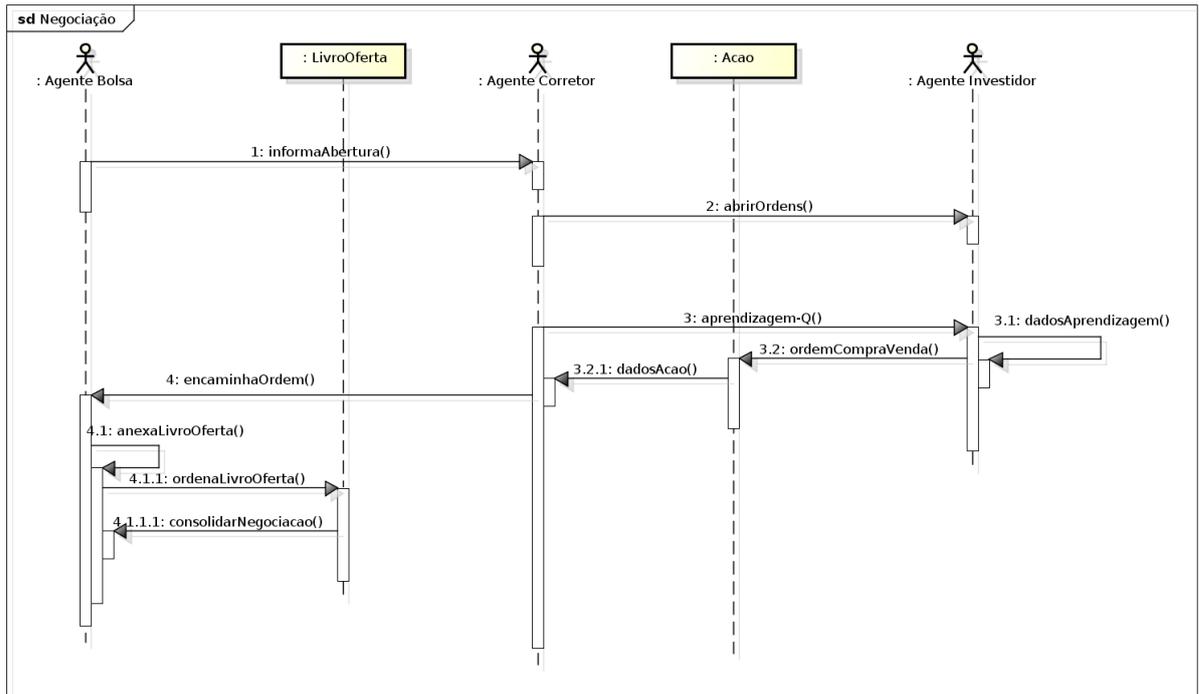


Figura 6.11: Diagrama de Sequência

## 7 **Conclusões e Trabalhos Futuros**

Nessa dissertação buscou-se a concepção de agentes inteligente capazes de aprender e tomar decisões em um ambiente de bolsa de valores baseando-se principalmente nos aspectos dos protocolos de negociação e na aprendizagem através do algoritmo de aprendizagem por reforço *q-learning*.

A dinamicidade moderna dos mercados financeiros mostra que ainda há vasto campo de estudo para um modelo que contemple as novas tecnologias que vem sendo criadas e principalmente as que são advindas da IA. A análise dos ativos negociados na bolsa, a aprendizagem com base em experiências passadas e o protocolo de negociação se tornam ferramentas importantes para a evolução do modelo existente.

Demonstrou-se vários aspectos necessários para a implementação de um Sistema Inteligente de Bolsa de Valores tendo em vista os agentes neles inseridos, e a especificação de cada um, a modelagem das regras de negociação e a determinação de como a mesma irá ocorrer. Sendo assim, vários elementos foram abordados durante esse trabalho dissertativo:

- Agente Bolsa: o agente que centraliza as regras de comunicação e negociação, além de prover os recursos necessários (índices de valores, lista amarela de agentes que podem negociar, coordenar negociações e gerenciamento do ambiente) para o funcionamento dos agente inteligentes;
- Agente Corretor: para prover o usuário (investidor) com a capacidade de interagir com a bolsa, vimos a importância desse agente intermediário que torna o vendedor e o comprador capazes de negociar de acordo com as regras definidas pela bolsa para a negociação das ações;
- Agente Investidor (Comprador e Vendedor): representa o interesse daqueles que desejam investir na bolsa de valores como forma de obter rendimentos através da compra e venda de ações;

- Protocolo de Negociação: a tempo de permitir que os agentes consigam interagir entre si no ambiente, fez-se necessário atribuir as regras de comunicação envolvidas nas negociações que ocorrem e nas suas facetas (ordem de compra e venda) e leilão de ações.

Não menos importante foi a determinação de como os agentes atribuiriam uma utilidade às decisões tomadas dentro do mercado. Através da aprendizagem por reforço *q-learning*, procurou-se determinar a melhor forma de a partir de um determinado estado (*s*) executar uma ação (*a*) capaz de, em tempo hábil, recuperar os investimentos feitos nos títulos comprados na bolsa.

O grande desafio é a representação dos estados (tabela de aprendizagem-*q*) de tal forma que fosse possível manter dentro de sua estrutura um histórico aceitável a ponto de a cada estado pré-determinado realizar a melhor ação. Em se tratando de aprendizagem-*q*, esse é um dos maiores desafios e procurou-se contribuir com tal entrave através de uma representação simples, porém eficiente, dos valores históricos das ações ao longo do tempo.

A análise técnica demonstra que a história se repete, dessa forma a medida que houver a evolução das análises e das tomadas de decisão no sistema, tende-se a melhorar os resultados esperados pelo sistema.

Além dos estudos realizados, procurou-se a elaboração de um modelo capaz de prover bases para a evolução na tomada de decisão de agentes na bolsa. A utilização de tal formato de sistema, tem diversas vantagens:

- Diminuição do custo de procura de parceiros comerciais;
- Simplificação da negociação entre os agentes envolvidos;
- Aprendizagem para dados históricos condensada;
- Representação simples dos estados do algoritmo de *q-learning*.

Não houve a intenção de esgotar o tema, mas procurou-se contribuir com as bases para trabalhos futuros no mesmo sentido. Sendo assim, ainda há muito que pode ser feito para auxiliar no desenvolvimento de tal ambiente.

Como um trabalho de pesquisa, pretende-se que em estudos futuros seja complementado o difícil trabalho de desenvolvimento que envolve um sistema desse patamar e, além disso, a implementação em ambiente reais dos algoritmos aqui demonstrados.

As contribuições podem ser feitas nos mais diversos aspectos:

- Extensão dos estudos para outros modelos de negociação/mercado:
  - O modelo de tomada de decisão podem ser utilizados em outros tipos de mercado como o B2B (Business to Business, entre empresas), B2C (Business to Consumer, entre empresa e consumidor) e C2C (Consumer to Consumer, consumidor para consumidor);
  - Aplicação a modelos de negociação como pregão, leilão e negociação direta são encorajados como forma de estender a pesquisa.
- Implementação em simuladores de mercado do modelo de tomada de decisão aqui apresentado:
  - A simulação de valores e previsões é uma ferramenta essencial em mercados de capitais como forma de permitir que o usuário final tome a decisão baseado em valores prováveis e parâmetros fornecidos como entrada.
- Captura de atividades fraudulentas executadas no mercado tendo em vista a manipulação dos valores dos títulos negociados em bolsa;
  - Em virtude de manipulações exercidas no mercado por investidores altamente capitalizados, é necessário a criação de mecanismos que previnam esse tipo de ação;
  - Quando um investidor compra ações que estão em grande queda, principalmente quando compra um gigantesco montante de títulos, é possível que o mesmo exerça força suficiente para subir os valores das ações e, logo após a subida repentina, os mesmos papéis são vendidos a um preço bem mais alto gerando grandes lucros para grandes investidores.
- Agentes de análise fundamentalista (mais difícil de ser desenvolvido) e análise técnica que proporcionem dados confiáveis que sirvam de suporte aos outros agentes envolvidos;
  - Análises fundamentalistas necessitariam, para que fossem manipuladas computacionalmente, de uma análise semântica apurada através do uso de ontologias e mineração de dados o que tornaria a tomada de decisão mais complexa;

- A análise técnica com base em modelos estatísticos pode gerar dados confiáveis o suficiente para que a tomada de decisão seja mais precisa.
- Modelos de alimentação das tabelas do algoritmo de aprendizagem-q através de dados históricos.
  - Para testar a aplicabilidade do trabalho, é necessário um conjunto de dados históricos que sirva de entrada para comprovar a capacidade do algoritmo de aprendizagem.

Portanto, tendo em vista a necessidade de contribuir com novas formas de resolver velhos problemas, tentou-se através deste trabalho contribuir com o desenvolvimento dos protocolos de negociações na bolsa de valores e com um modelo de tomada de decisão que auxilie investidores e corretores no mercado de capitais.

## ***Referências Bibliográficas***

BB. **Guia de Ações do Banco do Brasil**. [S.l.]. Disponível em: <<http://www.bb.com.br/docs/pub/voce/dwn/acoes3.pdf>>.

BELLIFEMINE, F.; CAIRE, G.; GREENWOOD, D. **Developing multi-agent systems with JADE**. [S.l.]: John Wiley, 2007. (Wiley series in agent technology). ISBN 9780470057476.

BM&FBOVESPA. **Mega Bolsa: Manual do Usuário Segmento Bovespa**. 8. ed. São Paulo, 6 2006. Disponível em: <<http://www.bmfbovespa.com.br/pt-br/servicos/download/ManualMegaBolsaCompleto.pdf>>.

\_\_\_\_\_. **Manual de Procedimentos Operacionais – Segmento Bovespa**. São Paulo, 2011. Disponível em: <<http://www.bmfbovespa.com.br/pt-br/regulacao/download/BMFBOVESPA-Manual-de-Procedimentos-Operacionais-Acoes.pdf>>.

\_\_\_\_\_. **BM&FBOVESPA divulga balanço de operações de abril**. São Paulo, Abril 2012. Disponível em: <<http://www.bmfbovespa.com.br/pt-br/noticias/2012/download/BMFBOVESPA-balanco-de-Operacoes-0412.pdf>>.

\_\_\_\_\_. **Bolsa de Mercadorias e Futuros de São Paulo**. 2012. Disponível em: <<http://www.bmfbovespa.com.br/>>.

\_\_\_\_\_. **Mercado de Capitais: Introdução**. São Paulo: [s.n.], 2012. Disponível em: <<http://www.bmfbovespa.com.br/Pdf/merccap.pdf>>.

CAVALCANTE, L.; COSTA, D. S. **Investindo com Inteligência: Aprenda a montar e gerir sua própria carteira de ações utilizando análise técnica**. São Paulo: Novatec, 2009.

CONDUTA, B. C.; MAGRIN, D. H. **Aprendizagem de Máquina**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas — UNICAMP, Faculdade de Tecnologia — FT, Limeira – SP, 2010. Disponível em: <<http://goo.gl/bzyGq>>.

COSTA JÚNIOR, F. P. **Modelagem da Bolsa de Valores e dos Agentes de Negociação Aplicando AUML e Tropos**. Dissertação (Mestrado) — Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade da Universidade Federal do Maranhão — PPGEE/UFMA, São Luís - MA, 2010.

CVM. **Comissão de Valores Mobiliários**. 2012. Disponível em: <<http://www.cvm.gov.br/>>.

DEBASTIANI, C. A. **Candlestick: Um método para ampliar lucros na bolsa de valores**. 1. ed. [S.l.]: Novatec, 2007. 200 p.

DUERSON, S. *et al.* **Reinforcement Learning in Online Stock Trading Systems**. 2012.

FARATIN, P.; SIERRA, C.; JENNINGS, N. R. Negotiation decision functions for autonomous agents. In: **International Journal of Robotics and Autonomous Systems**. [S.l.: s.n.], 1998. v. 24, n. 3-4, p. 159–182.

FIPA. **Publicly Available Agent Platform Implementations**. 2012. Internet. Foundation for Intelligent Physical Agents. Disponível em: <<http://fipa.org/resources/livesystems.html>>.

GUARNIERI, O. C. **Um Estudo Empírico da Eficiência da Análise Técnica como Instrumento na Predição do Comportamento dos Preços das Ações: O caso Embraer**. Dissertação (Mestrado) — Universidade de Taubaté, 2006.

GUELPELI, M. V. C.; RIBEIRO, C. H. C.; OMAR, N. Utilização de aprendizagem por reforço para modelagem autônoma do aprendiz em um tutor inteligente. **XIV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE**, p. 465–474, 2003. Disponível em: <<http://www.br-ie.org/pub/index.php/sbie/article/view/277/263>>.

GUTTMAN, R. H.; MAES, P. Agent-mediated electronic commerce: A survey. In: **Second International Workshop on Cooperative Information Agents**. Paris - França: [s.n.], 1998.

HARRINGTON, P. **Machine Learning in Action**. Manning Publications Company, 2012. ISBN 9781617290183. Disponível em: <<http://books.google.com/books?id=2d7RXwAACAAJ>>.

KÜHL, M. R. **O mercado de capitais reflete no preço das ações o desempenho empresarial medido por indicadores contábeis?** Dissertação (Mestrado) — UFPR - Universidade Federal do Paraná, Programa de Mestrado em Contabilidade, Curitiba, 2007.

LEE, J. W. *et al.* A multiagent approach to q-learning for daily stock trading. **IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part A-Systems and Humans**, v. 37, Novembro 2007.

LUGER, G. F. **Inteligência Artificial: estruturas e estratégias para a resolução de problemas complexos**. 4. ed. Porto Alegre: Bookman, 2004.

MACEDO, A. P. C. da R. **Metodologias de Negociação em Sistemas Multi-Agentes para Empresas Virtuais**. Tese (Doutorado) — Universidade do Porto - Faculdade de Engenharia - FEUP, Porto, 2001.

MALHEIROS, R. S. **Estratégia acionária para vender na bolsa de valores**. [s.n.], 2008. Disponível em: <<http://www.novateceditora.com.br/livros/bolsaest/capitulo9788575221518.pdf>>.

MATOS, F. M. **Um Modelo de Negociação Automatizada em Comércio Móvel Utilizando Agentes Móveis**. Dissertação (Mestrado) — Instituto de Computação - Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP, Campinas, junho 2003.

NODA, M. **Acesso Eletrônico e Tendências para a Intermediação no Mercado de Valores Mobiliários**. Dissertação (Mestrado) — USP - Universidade de São Paulo, São Paulo, 2010.

OLIVEIRA, R. N. de. **Aprendizagem de Máquina em um Ambiente para Negociações Automatizadas**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Campina Grande, Coordenação de Pós-graduação em Informática, Campina Grande, PB, Março 2006.

PARRACHO, P. M. V. A. **PATTERN: Identificação de Padrões em Mercados Bolsistas**. Dissertação (Mestrado) — Instituto Superior Técnico – Universidade Técnica de Lisboa, 2010. Disponível em: <<http://goo.gl/LnYgd>>.

PEREIRA, I. C. C. da S. P. G. **Sistema Multi-Agente para Apoio à Negociação em Mercados de Electricidade**. Tese (Doutorado) — Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro, Vila Real, Novembro 2004.

PEREIRA, N. B. C. **A Utilização de Metodologias de Análise de Investimentos Empresariais Voltada para Análise de Investimentos Pessoais**. Juiz de Fora - MG: [s.n.], 2006. Monografia de Graduação.

ROCHA, F. G. **Manual das sociedades comerciais**. 11. ed. São Paulo: Saraiva, 2009.

RUSSEL, S.; NORVING, P. **Inteligência Artificial**. 2. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004. Tradução da 2ª Edição.

SACHETIM, H. M. **Análise Técnica: estudo da confiabilidade dos principais indicadores de análise técnica, aplicados as ações mais negociadas na bovespa no período de 1995 a 2005**. Dissertação (Mestrado) — UFPR - Universidade Federal do Paraná, 2006.

SMITH, R. The contract net protocol. In: **IEEE Transactions on Computers**. [S.l.: s.n.], 1980. v. 29, n. 12, p. 1104–1113.

TOMAZ, R. F. **Uma Arquitetura Baseada em Web Services Semânticos para Agrupamento dos Agentes Negociantes no Ambiente ICS de Comércio Eletrônico**. Dissertação (Mestrado) — Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade da Universidade Federal do Maranhão — PPGEE/UFMA, São Luís, 2003.

TRINTA, V. R. V. **Modelagem do Agente de Contrato Eletrônico na Fase de Formação de Contratos no Sistema de Comércio Inteligente (ICS) Considerando a Lei Modelo sobre Comércio Eletrônico**. Dissertação (Mestrado) — Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade da Universidade Federal do Maranhão — PPGEE/UFMA, São Luís - MA, 2007.

WATKINS, C. J. C. H.; DAYAN, P. **Technical Note — Q-Learning**. 1992. Internet. Machine Learning, Kluwer Academic Publishers, Boston. Manufactured in The Netherlands. Disponível em: <<http://goo.gl/xaxuc>>.

WOOLDRIDGE, M.; JENNINGS, N. R.; SYCARA, K. **A Roadmap of Agent Research and Development**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1998. (Autonomous Agents and Multi-Agent Systems, v. 1).

## APÊNDICE A – Código de Inicialização do Container de Agentes

### Algoritmo A.1: Inicialização da Plataforma

```
package br.ufma.lsi.stockmarket;

/*Imports para os pacotes JADE necessarios*/
import jade.core.*;
import jade.core.Runtime;
import jade.wrapper.AgentController;
import jade.wrapper.ContainerController;
import java.util.ArrayList;

public class StockMarket {

    public static void main(String[] args) {
        /*Agentes Corretores para teste*/
        ArrayList <String> brokers = new ArrayList<String>();
        brokers.add("Broker 1");
        brokers.add("Broker 2");
        brokers.add("Broker 3");
        brokers.add("Broker 4");
        brokers.add("Broker 5");
        brokers.add("Broker 6");

        /*Instanciando container principal*/

        ContainerController jadeMainContainer;
        Runtime rt = Runtime.instance();
        Profile p = new ProfileImpl();
```

```

/*Definindo parametros*/

p.setParameter(Profile.CONTAINER_NAME, "Main-Container");
p.setParameter(Profile.MAIN_HOST, "localhost");
p.setParameter(Profile.MAIN_PORT, "1099");

/*Criando container principal*/
jadeMainContainer = rt.createMainContainer(p);
/*Iniciando JADE GUI*/
try {
    AgentController rma = jadeMainContainer.createNewAgent("
        JadeRMA", "jade.tools.rma.rma", null);
    rma.start();
} catch (Exception e) {
    e.printStackTrace();
}
/*Agente bolsa adicionado no container*/
try {
    AgentController bolsa = jadeMainContainer.createNewAgent("bolsa",
        StockExchange.class.getName(), null);
    bolsa.start();
} catch (Exception e) {
    e.printStackTrace();
}
/*Agentes corretores adicionados no container*/
for (int i = 0; i < brokers.size(); i++){
    try {
        AgentController cor = jadeMainContainer.createNewAgent(
            brokers.get(i), BrokerAgent.class.getName(), null);
        cor.start();
    } catch (Exception e) {
        e.printStackTrace();
    }
}
}
}
}

```

## APÊNDICE B – Código do Agente Corretor

### Algoritmo B.1: Agente Corretor

```

package br.ufma.lsi.stockmarket;

import jade.core.AID;
import jade.core.Agent;
import jade.domain.FIPANames;
import jade.lang.acl.ACLMessage;
import jade.proto.AchieveREInitiator;
import java.util.Date;
import java.util.Iterator;
import java.util.Vector;

public class BrokerAgent extends Agent {

    private static final long serialVersionUID = 1L;
    private String brokerName;
    private String brokerNickName;
    private boolean registrationStatus = false;
    private int nResponders;
    /*setup() necessario para todos os agentes JADE
    *pois inicializa a execucao do agente*/
    public void setup () {
        System.out.println ("This is " + this.getBrokerName());
        System.out.println ("My local name is " + getAID().getLocalName());
        System.out.println ("My GUID is " + getAID().getName());
        System.out.println ("My address(es) is/are: ");
        Iterator it = getAID().getAllAddresses();
        while (it.hasNext()) {
            System.out.println (" - " + it.next());
        }
    }
}

```

```

    }
    if (!(this.getRegistrationStatus())){
        requestRegistration();
    }
}

public void setBrokerName (String n){
    this.brokerName = n;
}

public String getBrokerName (){
    return this.brokerName;
}

public void setBrokerNickName (String n){
    this.brokerNickName = n;
}

public String getBrokerNickName (){
    return this.brokerNickName;
}

/*Requisicao de participacao*/
public void requestRegistration (){

    ACLMessage msg = new ACLMessage(ACLMessage.REQUEST);
    msg.addReceiver(new AID("bolsa@localhost:1099/JADE"));
    msg.setProtocol(FIPANames.InteractionProtocol.FIPA_REQUEST);
    msg.setReplyByDate(new Date (System.currentTimeMillis() + 10000));
    /*Mensagem de registro*/
    msg.setContent("request-registration");

    addBehaviour(new AchieveREInitiator(this, msg){
        protected void handleInform (ACLMessage inform){
            System.out.println ("Agent "+inform.getSender().getName() +
                " successfully performed the requested action");
            setRegistrationStatus(true);
        }
    }
}

```

```

protected void handleRefuse (ACLMessage refuse) {
    System.out.println("Agent "+refuse.getSender().getName() +
        " refused to perform the requested action");
    nResponders--;
}

protected void handleFailure (ACLMessage failure) {
    /*Verifica se algum agente responde*/
    if (failure.getSender().equals(myAgent.getAMS())){
        System.out.println ("Responder does not exist");
    }
    else {
        System.out.println("Agent "+failure.getSender().
            getName() + " failed to perfor the requested
            action");
    }
}

protected void handleAllResultNotifications (Vector notifications) {
    if (notifications.size() < nResponders){
        System.out.println("Timeout: missing" + (
            nResponders - notifications.size()) + "
            responses");
    }
}

});
}

public boolean getRegistrationStatus () {
    return this.registrationStatus;
}

/*Determina o status de registro*/
public void setRegistrationStatus (boolean b) {
    this.registrationStatus = b;
}
}

```

## APÊNDICE C – Código do Agente Bolsa

### Algoritmo C.1: Agente Bolsa

```

package br.ufma.lsi.stockmarket;

import jade.core.Agent;
import jade.domain.FIPANames;
import jade.domain.FIPAAgentManagement.FailureException;
import jade.domain.FIPAAgentManagement.NotUnderstoodException;
import jade.domain.FIPAAgentManagement.RefuseException;
import jade.lang.acl.ACLMessage;
import jade.lang.acl.MessageTemplate;
import jade.proto.AchieveREResponder;

import java.util.Iterator;

public class StockExchange extends Agent {

    private static final long serialVersionUID = 1L;
    private String stockExchangeName = "";

    protected void setup () {
        this.setStockExchangeName("BM&FBovespa");
        System.out.println ("This is " + this.getStockExchangeName());
        System.out.println ("My local name is " + getAID().getLocalName());
        System.out.println ("My GUID is " + getAID().getName());
        System.out.println ("My address(es) is/are: ");
        Iterator it = getAID().getAllAddresses();
        while (it.hasNext()) {
            System.out.println (" – " + it.next());
        }
    }
}

```

```

        respondeRequestRegistration();
    }
    public void setStockExchangeName (String n) {
        this.stockExchangeName = n;
    }

    public String getStockExchangeName (){
        return this.stockExchangeName;
    }

    public void respondeRequestRegistration (){
        /*Esperar requisicoes dos agentes corretores*/
        System.out.println("Agent " + getLocalName() + " waiting for requests");
        MessageTemplate temp = MessageTemplate.and(
            MessageTemplate.MatchProtocol(FIPANames.
                InteractionProtocol.FIPA_REQUEST),
            MessageTemplate.MatchPerformative(ACLMessage.
                REQUEST));

        addBehaviour(new AchieveREResponder(this, temp) {
            /*Verificar agentes requisitantes*/
            protected ACLMessage prepareResponse (ACLMessage request)
                throws NotUnderstoodException, RefuseException {
                System.out.println("Agent " + getLocalName() + ": REQUEST
                    received from " + request.getSender().getName() + ".
                    Action is" + request.getContent());
                if (approveRegistrationRequest()) {
                    System.out.println("Agent " + getLocalName() + ":
                        Agree");
                    ACLMessage agree = request.createReply();
                    agree.setPerformative(ACLMessage.AGREE);
                    return agree;
                }
                else {
                    System.out.println("Agent "+getLocalName()+":
                        Refuse");
                    throw new RefuseException("check-failed");
                }
            }
        });
    }

```

```

    }
}

protected ACLMessage prepareResultNotification (ACLMessage
request, ACLMessage response) throws FailureException {
    /*Verificar status e confirmar cadastro*/
    if (getBrokerRegistrationStatus()){
        System.out.println ("Agent "+getLocalName() + ":
        Action succesfully performed");
        ACLMessage inform = request.createReply();
        inform.setPerformative(ACLMessage.INFORM);
        return inform;
    }

    else {
        System.out.println("Agent "+ getLocalName() + ":
        Action failed");
        throw new FailureException("unexpected-error");
    }
}

});
}

private boolean aproveRegistrationRequest () {
    return true;
}

private boolean getBrokerRegistrationStatus () {
    return true;
}
}
}

```