


Unesp  UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
Faculdade de Ciências e Letras
Campus de Araraquara - SP

FELIPE ROBERTO PIRES

FINANÇAS COMPORTAMENTAIS E MODELOS BASEADOS EM AGENTES



ARARAQUARA – SP
2012

Felipe Roberto Pires

FINANÇAS COMPORTAMENTAIS E MODELOS BASEADOS EM AGENTES

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas, da Faculdade de Ciências e Letras – Unesp/Araraquara, como requisito para obtenção do título de Mestre em Economia.

Linha de Pesquisa: Finanças Comportamentais

Orientador: Prof. Dr. Mário Augusto Bertella

Bolsa: Capes

ARARAQUARA – SP
2012

Pires, Felipe Roberto

Finanças comportamentais e modelos baseados em agentes / Felipe
Roberto Pires – 2012

123 f. ; 30 cm

Dissertação (Mestrado em Economia) – Universidade Estadual
Paulista, Faculdade de Ciências e Letras, Campus de Araraquara

Orientador: Mário Augusto Bertella

1. Finanças comportamentais. 2. Modelos baseados em agentes.
3. Mercado financeiro artificial. 4. Excesso de confiança. I. Título.

FELIPE ROBERTO PIRES

FINANÇAS COMPORTAMENTAIS E MODELOS BASEADOS EM AGENTES

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas da Faculdade de Ciências e Letras – Unesp/Araraquara como requisito para obtenção do título de Mestre em Ciências Econômicas.

Linha de Pesquisa: Finanças Comportamentais

Orientador: Prof. Dr. Mário Augusto Bertella

Bolsa: Capes

Data da defesa: 10/12/2012

MEMBROS COMPONENTES DA BANCA EXAMINADORA:

Presidente e Orientador: Prof. Dr. Mario Augusto Bertella (UNESP/FCLAR)

Membro Titular: Prof. Dr. André Luiz Correa (UNESP/FCLAR)

Membro Titular: Prof. Dr. Renato Vicente (IME/USP)

Local: Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Letras
UNESP – Campus de Araraquara

*Dedico este trabalho ao meu pai, à minha mãe, à minha irmã e à minha noiva,
Jerédes, Lana, Thaísa e Samira*

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, agradeço a Deus pela oportunidade de cursar o mestrado e de concluí-lo com êxito. Sem sua direção nada disto teria acontecido.

Também agradeço aos meus pais, pela educação a mim concedida, pelos ensinamentos e pelo auxílio nos momentos difíceis no decorrer do mestrado. Também agradeço à minha avó Alice, por sua dedicação em nos educar e por seu exemplo de vida que nos inspira a perseverar em nossos desafios. Agradeço à minha irmã Thaísa, pelo auxílio na leitura de minha dissertação e por me agüentar nas conversas sobre meu tema de pesquisa.

Agradeço ao meu orientador, Prof. Mário Bertella, por me propor um tema de pesquisa desafiador como este. Também pela paciência, flexibilidade, atenção e por estar sempre presente quando precisei. Obrigado pelos ensinamentos e pela dedicação. Certamente, minha formação como pesquisador é diretamente influenciada por sua orientação.

Agradeço também à minha noiva Samira, por fazer parte deste momento da minha vida. Agradeço por sua paciência nas conversas que tivemos sobre meu trabalho, pela motivação transmitida a mim para a conclusão e também pela revisão realizada. Muito obrigado Samira por fazer parte da minha vida.

Agradeço aos meus amigos do mestrado, Marco, Felipe, Vinicius, Caio, Aldemir, pela cumplicidade e amizade durante o curso. Agradeço pelos bons momentos que passamos em Araraquara.

Agradeço a todos os professores do mestrado, bem como aos funcionários do setor administrativo da Unesp. Também agradeço ao apoio financeiro recebido pela Capes, que permitiu que esse trabalho fosse realizado.

Agradeço a todos que participaram direta e indiretamente deste momento de minha vida.

RESUMO

O presente trabalho tem por objetivo apresentar as principais críticas empreendidas pela escola de Finanças Comportamentais à Teoria Neoclássica de Finanças, bem como as características da Economia Computacional baseada em Agentes. Além disso, considerando os avanços empreendidos por estes enfoques teóricos alternativos, o trabalho busca analisar a possibilidade de maior interação entre estas duas abordagens, através da modelagem do excesso de confiança como viés psicológico cognitivo presente no processo de tomada de decisão dos agentes que interagem nos mercados financeiros, de modo que os modelos *agent-based* possam se tornar cada vez mais realistas. Como principal resultado, tem-se a presença de bolhas no mercado financeiro artificial.

Palavras-chave: Finanças Comportamentais, Modelos baseados em Agentes, Mercado Financeiro Artificial, Excesso de Confiança.

ABSTRACT

This work aims to present the main criticisms undertaken by the Behavioral Finance to the Neoclassical Theory of Finance, as well as the characteristics of Agent-based Computational Economics. Moreover, considering the advances made by these alternative theoretical approaches, the work seeks to analyze the possibility of greater interaction between these two approaches, by modeling the overconfidence as psychological cognitive bias in the decision-making process of the agents that interact in the financial markets, so that the agent-based models can become increasingly realistic. As the main result, we have the presence of bubbles in the financial market artificial.

Keywords: Behavioral Finance, Agent-Based Models, Artificial Financial Market, Overconfidence.

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Função Utilidade Esperada de uma aposta.....	30
Gráfico 2 – Exemplo de função de valor hipotética.....	33
Gráfico 3 – Exemplo de função de peso de decisão.....	34
Gráfico 4 – Função de Transformação para mapeamento do coeficiente de confiança.....	70
Gráfico 5 – Evolução do Dividendo Pago pela Ação (Agentes 100% Fundamentalistas).....	73
Gráfico 6 – Evolução do Preço da Ação (Agentes 100% Fundamentalistas).....	73
Gráfico 7 – Evolução da Taxa de Retorno da Ação (Agentes 100% Fundamentalistas).....	73
Gráfico 8 – Evolução do Dividendo e Preço da Ação (Agentes 100% Fundamentalistas).....	74
Gráfico 9.a – Preço da Ação (25% agentes grafistas).....	76
Gráfico 9.b – Preço da Ação (50% agentes grafistas).....	76
Gráfico 9.c – Preço da Ação (75% agentes grafistas).....	76
Gráfico 9.d – Preço da Ação (100% agentes grafistas).....	76
Gráfico 10.a – Taxa de retorno da Ação (25% agentes grafistas).....	77
Gráfico 10.b – Taxa de retorno da Ação (50% agentes grafistas).....	77
Gráfico 10.c – Taxa de retorno da Ação (75% agentes grafistas).....	77
Gráfico 10.d – Taxa de retorno da Ação (100% agentes grafistas).....	77
Gráfico 11 – Evolução do Preço da Ação (Diferentes tipos de agentes).....	79
Gráfico 12 – Evolução da Taxa de Retorno da Ação (Diferentes tipos de agentes).....	80
Gráfico 13.a – Preço da Ação (25% Agentes Grafistas).....	82
Gráfico 13.b – Preço da Ação (50% Agentes Grafistas).....	82
Gráfico 13.c – Preço da Ação (75% Agentes Grafistas).....	82
Gráfico 13.d – Preço da Ação (100% Agentes Grafistas).....	82
Gráfico 14.a – Taxa de retorno da Ação (25% Agentes Grafistas).....	83
Gráfico 14.b – Taxa de retorno da Ação (50% Agentes Grafistas).....	83
Gráfico 14.c – Taxa de retorno da Ação (75% Agentes Grafistas).....	83
Gráfico 14.d – Taxa de retorno da Ação (100% Agentes Grafistas).....	83
Gráfico 15.a – Nível de Confiança dos agentes (25% Agentes Grafistas).....	83
Gráfico 15.b – Nível de Confiança dos agentes (50% Agentes Grafistas).....	83
Gráfico 15.c – Nível de Confiança dos agentes (75% Agentes Grafistas).....	84
Gráfico 15.d – Nível de Confiança dos agentes (100% Agentes Grafistas).....	84
Gráfico 16 – Preço da Ação (Diferentes tipos de Agentes com excesso de confiança).....	86
Gráfico 17 – Taxa de Retorno da Ação (Diferentes tipos de Agentes com excesso de confiança).....	86
Gráfico 18 – Nível de Confiança (Diferentes tipos de agentes com excesso de confiança).....	86

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Atribuição de valores aos parâmetros gerais.....	72
Tabela 2 – Estatísticas Descritivas (Agentes 100% Fundamentalistas).....	75
Tabela 3 – Estatísticas Descritivas (Agentes Grafistas).....	78
Tabela 4 – Estatísticas Descritivas (Diferentes tipos de Agentes).....	81
Tabela 5 – Estatísticas Descritivas (Agentes Grafistas com excesso de Confiança).....	85
Tabela 6 – Estatísticas Descritivas (Diferentes tipos de agentes com excesso de confiança).....	88

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Histograma: Taxa de Retorno da Ação (Agentes 100% Fundamentalistas).....	75
Figura 2.a – Histograma: Taxa de retorno da Ação (25% Agentes Grafistas).....	78
Figura 2.b – Histograma: Taxa de retorno da Ação (50% Agentes Grafistas).....	78
Figura 2.c – Histograma: Taxa de retorno da Ação (75% Agentes Grafistas).....	78
Figura 2.d – Histograma: Taxa de retorno da Ação (100% Agentes Grafistas).....	78
Figura 3 – Histograma: Taxa de Retorno da Ação (Diferentes tipos de Agentes).....	81
Figura 4.a – Histograma: Taxa de retorno da Ação (25% Agentes Grafistas).....	84
Figura 4.b – Histograma: Taxa de retorno da Ação (50% Agentes Grafistas).....	84
Figura 4.c – Histograma: Taxa de retorno da Ação (75% Agentes Grafistas).....	85
Figura 4.d – Histograma: Taxa de retorno da Ação (100% Agentes Grafistas).....	85
Figura 5 – Histograma: Taxa de Retorno da Ação (Diferentes tipos de Agentes com excesso de confiança).....	87

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO.....	10
CAPÍTULO 1 – As Contradições da Teoria Neoclássica de Finanças e a abordagem de Finanças Comportamentais.....	13
1.1 – A Hipótese dos Mercados Eficientes.....	13
1.2 – Contradições à Hipótese dos Mercados Eficientes.....	16
1.3 – Finanças Comportamentais.....	18
1.3.1 – Os Limites da Arbitragem.....	20
1.3.2 – A Psicologia do Agente Decisório.....	24
1.3.2.1 – Crenças.....	25
1.3.2.2 – Preferências e Tomada de Decisão.....	29
CAPÍTULO 2 – Modelos Baseados em Agentes aplicados à Finanças.....	35
2.1 – Introdução.....	35
2.2 – Economia e Complexidade.....	37
2.3 – Economia Computacional Baseada em Agentes.....	42
2.4 – Finanças Computacionais Baseada em Agentes.....	45
2.5 – Questões de Design dos Modelos Baseados em Agentes em Finanças.....	48
2.6 – Mercados Financeiros Artificiais.....	51
2.7 – O mercado de ações artificial Santa Fe (SF-ASM)	54
CAPÍTULO 3 – Finanças Comportamentais e Modelos Baseados em Agentes.....	59
3.1 – Introdução.....	59
3.2 – A Estrutura do Modelo.....	60
3.3 – Formação de Expectativas e Estratégias de Negociação.....	64
3.4 – Seqüência de Eventos e outros detalhes de implementação.....	66
3.5 – Excesso de Confiança e Viés da Auto-Atribuição.....	68
3.6 – Resultados e Discussão.....	71
4 – CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	89
5 – REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	90
APÊNDICE.....	91
ANEXO.....	95

Introdução

A Hipótese dos mercados eficientes (HME), baseada na definição de Fama (1970), de que um mercado financeiro eficiente seria aquele em que os preços dos ativos sempre refletem plenamente toda a informação disponível, tornou-se a proposição central da teoria tradicional de finanças. Sob este enfoque, as flutuações dos preços dos ativos são consideradas aleatórias, instantâneas e relacionadas ao impacto exógeno de novas informações. Como pressuposto central desta abordagem, segundo Barberis e Thaler (2005), os agentes são considerados racionais, significando duas coisas: quando eles recebem novas informações, eles atualizam corretamente suas crenças baseados na “Lei de Bayes”; dadas as suas crenças, os agentes fazem escolhas que são normativamente aceitáveis, no sentido que eles são consistentes com a noção de Utilidade Esperada Subjetiva de Savage. Mesmo supondo a existência de agentes irracionais (*noise traders*) interagindo nos mercados, a arbitragem seria um importante mecanismo de correção de suas estratégias de negociação, reestabelecendo a eficiência dos mercados.

Como resultado da HME, segundo Shleifer (2000), um investidor individual ou institucional não pode esperar consistentemente “ganhar” do mercado e os vastos recursos que tais investidores dedicam para analisar, selecionar e negociar títulos são desperdiçados. Melhor seria manter passivamente o portfólio do mercado e esquecer completamente a gestão ativa dos portfólios, pois o mercado verdadeiramente conhece-o melhor.

Uma grande quantidade de análises empíricas tem fornecido evidências de que os agentes que interagem nos mercados financeiros possuem características comportamentais que se desviam dos pressupostos relacionados à racionalidade colocados pela HME. A ocorrência de várias anomalias nos mercados financeiros pode ser explicada por vieses comportamentais dos investidores e tem desafiado a abordagem tradicional em finanças, tanto no campo teórico quanto no campo empírico. A teoria de Finanças Comportamentais pode ser considerada uma nova abordagem que se desenvolve em resposta às dificuldades impostas à HME, através de um arcabouço teórico que combina princípios econômicos, psicológicos e sociológicos. O desenvolvimento desta abordagem baseia-se em dois principais blocos: os limites da arbitragem, com o intuito de análise da eficácia dessas operações sob diferentes condições; e psicologia cognitiva ou psicologia do agente decisório, relacionada à evidência de que os agentes cometem erros sistemáticos sob condições de incerteza.

Cabe destacar que este enfoque constitui-se de trabalhos teóricos que objetivam mostrar que, em uma economia real na qual interagem agentes racionais e irracionais, o comportamento irracional dos agentes pode se sobrepor ao comportamento racional impactando substancialmente os preços dos ativos.

O desenvolvimento recente de ferramentas de modelagem computacional e inteligência artificial tem estimulado a criação de modelos de simulação computacional que buscam a análise de fenômenos complexos em economia, baseados na interação de agentes autônomos com diferentes características comportamentais. Este campo de estudos denomina-se Economia Computacional baseada em agentes e pode contribuir consideravelmente para o estudo da teoria de finanças comportamentais. Segundo Tesfatsion (2003), a economia computacional baseada em agentes pode ser caracterizada como o estudo computacional de economias modeladas como sistemas evolutivos de interação de agentes autônomos.

Ferramentas computacionais têm sido utilizadas para simulações de fenômenos associados à economias descentralizadas, tais como: aprendizado indutivo, competição imperfeita, formação de redes de negociação endógenas e evolução de comportamentos individuais e instituições econômicas.

O desenvolvimento de modelos computacionais baseados em agentes relacionados à finanças tem objetivado a simulação de interação entre agentes heterogêneos nos mercados financeiros. Essas simulações têm procurado explicar as anomalias observadas nesses mercados que contradizem os pressupostos da HME, dentre as quais: previsibilidade dos retornos, a definição do prêmio de risco, alta volatilidade, excessivo volume de transações. Cabe destacar que esses modelos são considerados modelos comportamentais, pois os agentes que interagem nos mercados possuem racionalidade limitada e seguem regras de aprendizado.

O campo de estudos relacionado à Economia Computacional baseada em Agentes pode ser cada vez mais útil para o enfoque de Finanças Comportamentais à medida que os vieses psicológicos comportamentais dos agentes que interagem nos mercados financeiros possam ser modelados e analisados computacionalmente. A abordagem *agent-based* pode constituir-se em importante instrumento para análise das anomalias presentes nos mercados financeiros, que contradizem à HME. Vale ressaltar que a maior parte dos modelos baseados na interação de agentes heterogêneos nos mercados financeiros ainda supõe preferências relativamente convencionais dos agentes.

Um maior entrelaçamento entre esses dois campos de estudos pode ser importante para a análise do comportamento dos agentes nos mercados financeiros, oferecendo melhores explicações da complexidade desse comportamento.

Deste modo, o presente trabalho tem por objetivo apresentar as principais críticas empreendidas pela Escola de Finanças Comportamentais à Teoria Neoclássica de Finanças, bem como as características da Economia Computacional baseada em Agentes. Além disso, considerando os avanços empreendidos por estes enfoques teóricos alternativos, busca-se analisar a possibilidade de maior interação entre estas duas abordagens, através da modelagem de determinado viés psicológico cognitivo dos agentes que interagem nos

mercados financeiros, de modo que os modelos *agent-based* possam se tornar cada vez mais realistas.

Para atender o objetivo proposto, este trabalho subdivide-se em três capítulos. O primeiro capítulo apresenta os fundamentos teóricos relacionados à escola de Finanças Comportamentais, dando ênfase à descrição dos vieses psicológicos cognitivos dos agentes e seu impacto nos processos de tomada de decisões. O segundo capítulo realiza uma discussão sobre as principais características da Economia Computacional baseada em agentes e suas contribuições à teoria financeira, através da simulação da interação de agentes heterogêneos nos mercados financeiros. O terceiro capítulo procura entrelaçar as duas abordagens apresentadas através da criação e análise de um modelo baseado em agentes financeiro, no qual os agentes possuam determinado viés psicológico em seu processo de tomada de decisão. Por fim, são apresentadas as considerações finais.

CAPÍTULO 1 – As Contradições da Teoria Neoclássica de Finanças e a abordagem de Finanças Comportamentais

1.1 – A Hipótese dos Mercados Eficientes

O campo de estudo relacionado à Finanças Comportamentais é caracterizado como nova abordagem para o estudo dos mercados financeiros, em resposta às dificuldades encontradas pela teoria tradicional de finanças. A Hipótese dos mercados eficientes (HME) tem sido a proposição central dessas teorias tradicionais nas últimas décadas. Segundo Fama (1970), um mercado considerado eficiente seria aquele em que os preços dos ativos refletem completamente toda a informação disponível. Sendo assim, os preços dos ativos refletiriam eficientemente seu valor fundamental e suas flutuações seriam consideradas aleatórias, instantâneas e resultantes do impacto exógeno de novas informações.

Segundo Aldrighi e Milanez (2005), as suposições que são subjacentes a esta hipótese são: a) mercados em concorrência perfeita; b) investidores perfeitos, isto é, formam expectativas racionais e maximizam suas utilidades esperadas da riqueza em conformidade com o trabalho de Von Neumann e Morgenstern (1944); c) as expectativas dos investidores são homogêneas, ou seja, todos têm igual acesso às informações; d) novas informações sobre os ativos financeiros surgem aleatoriamente, ensejando ajustes instantâneos nos portfólios dos agentes; e) não existem fricções, isto é, os ativos são homogêneos, divisíveis e não envolvem custos de transação; f) os agentes são capazes de processar de maneira ótima todas as informações disponíveis.

É importante ressaltar também que a HME pressupõe a inexistência de custos para aquisição de informação ou sua inexpressividade. Se a obtenção de informação é cara, a eficiência informacional dos mercados torna-se impossível de ser alcançada, pois os investidores poderiam obter lucros acima da média através da aquisição de informação.

Sob esses pressupostos e também a inexistência de expressivos custos de aquisição de informação, os mercados e os agentes se comportariam de maneira eficiente informacionalmente, justamente como gostaríamos que eles se comportassem, justificando a afirmação de Fama (1970), de que como resultado da HME, um investidor individual ou institucional não pode esperar consistentemente “ganhar” do mercado e os vastos recursos que tais investidores dedicam para analisar, selecionar e negociar títulos são desperdiçados. Melhor seria manter passivamente o portfólio do mercado e esquecer completamente a gestão ativa dos portfólios, pois o mercado verdadeiramente conhece-o melhor.

As flutuações dos preços das ações sob os pressupostos da HME seriam caracterizadas como passeio aleatório, significando que os preços seguem uma trajetória aleatória ao redor de uma tendência e que mudanças nos preços seriam imprevisíveis e independentes de preços passados, referindo-se somente ao impacto exógeno do surgimento de novas informações nos mercados. Esta idéia está intimamente relacionada ao conceito de movimento Browniano, que caracteriza o movimento de partículas em um espaço quando sujeitos a choques aleatórios. Se os preços não seguem um caminho aleatório, significa que existe algum fator que prevê seu movimento, caracterizando uma violação da HME. (BERTELLA e TEIXEIRA, 2011)

Segundo Malkiel (2003, p.3), a idéia de que a série de preços dos ativos segue um caminho aleatório é usada em finanças para demonstrar que todas as subseqüentes alterações de preços dos ativos representam partidas aleatórias dos preços anteriores. A lógica dessa idéia é que, se o fluxo de informações é livre e as informações são imediatamente refletidas nos preços das ações, as mudanças de preços dos ativos amanhã irão refletir somente as notícias de amanhã e serão independentes das mudanças de preços hoje. As notícias são imprevisíveis por definição, resultando que as mudanças dos preços dos ativos devem ser imprevisíveis e aleatórias.

O pressuposto de que o movimento dos preços das ações é caracterizado como um passeio aleatório resulta também em ineficácia das técnicas de análise gráfica utilizadas para previsão de retorno de ações, pois, sob esse pressuposto, preços passados não podem ser utilizados para realização de previsões futuras.

É importante destacar que o atendimento de todos os pressupostos subjacentes à HME dificilmente ocorre no mundo real. Os mercados podem apresentar potenciais fontes de ineficiência. Com isso, em um desenvolvimento mais refinado, conforme Aldrighi e Milanez (2005), a HME prescinde do pressuposto de que todos os investidores possuam pleno conhecimento das informações disponíveis acerca do valor fundamental de um ativo financeiro e também de que todos os agentes possuam expectativas racionais. Mesmo que existam agentes irracionais (*noise traders*) atuando nos mercados financeiros, segundo a HME, suas negociações podem ser consideradas aleatórias e se anularem, ou mesmo que estas negociações não se cancelarem, a existência de arbitradores racionais nos mercados eliminaria a influência dos agentes irracionais. Em última instância, a eficiência dos mercados prevaleceria.

O mecanismo da arbitragem é de fundamental importância para o estabelecimento da eficiência de mercado. A arbitragem pode ser definida como a compra e venda simultânea de títulos substitutos perfeitos em dois diferentes mercados por preços vantajosamente diferentes. Este mecanismo é responsável pela eliminação das distorções de preços dos ativos, decorrentes de negociações de investidores irracionais. Segundo Shleifer (2000), se determinado título, por exemplo, uma ação, estiver com seu preço acima de seu valor fundamental, este ativo se constituiria uma má aplicação. Os arbitradores racionais perceberiam uma oportunidade lucrativa através da venda destas ações sobre-precificadas, ao mesmo tempo em que compram

outros ativos com características essencialmente similares para a realização deste lucro. Na presença de títulos substitutos perfeitos, as negociações realizadas pelos arbitradores trariam o preço do título sobre-precificado ao seu valor fundamental.

“In fact, if arbitrage is quick and effective enough because substitute securities are readily available and the arbitrageurs are competing with each other to earn profits, the price of a security can never get far away from its fundamental value, and indeed arbitrageurs themselves are unable to earn much of an abnormal return”. (SHLEIFER, 2000, p.4)

Com relação à evidência empírica de apoio à Hipótese dos Mercados Eficientes, muitos estudos realizados, principalmente nas décadas de 1960 e 1970, buscaram comprovar os pressupostos subjacentes à eficiência dos mercados. Segundo Shleifer (2000), as análises empíricas relacionadas à Hipótese dos Mercados Eficientes, objetivavam a validação dos seguintes resultados: 1) quando uma notícia sobre o valor de um determinado título chega ao mercado, seu preço deve reagir e incorporar esta notícia de forma rápida e correta; 2) desde que os preços dos ativos devem ser iguais ao seu valor fundamental, os preços não devem se mover sem qualquer notícia sobre o valor do título. Se os preços dos ativos se ajustam rápida e corretamente ao surgimento de novas informações, estratégias de negociação baseadas em informações “obsoletas” devem ser consideradas ineficazes para obtenção de lucros.

Os estudos empíricos relacionados à validação da Hipótese dos Mercados Eficientes, segundo Fama (1970), podem ser classificados de acordo com a comprovação de três níveis de eficiência informacional que os mercados podem apresentar, em conformidade com distintos subconjuntos de informação considerados:

- 1) Forma Fraca de Eficiência: os testes relacionados à validação da Forma Fraca de Eficiência dos mercados têm por objetivo demonstrar a impossibilidade de obtenção de ganhos superiores ao de mercado através do conhecimento de informações relacionadas aos preços e retornos passados. A Forma Fraca de Eficiência dá suporte à hipótese do caminho aleatório dos preços dos ativos;
- 2) Forma Semi-Forte de Eficiência: os testes relacionados à validação deste nível de eficiência dos mercados têm por objetivo demonstrar que os investidores não podem obter ganhos superiores ao de mercado, através de estratégias baseadas em informações publicamente disponíveis, pois à medida que as informações tornam-se públicas, imediatamente elas são incorporadas nos preços dos ativos;
- 3) Forma Forte de Eficiência: os testes relacionados à validação deste nível de eficiência dos mercados têm por objetivo demonstrar a impossibilidade de obtenção de ganhos superiores à média através de estratégias de negociação baseadas em informações privilegiadas, pois estas rapidamente são incorporadas aos preços dos ativos também.

Cabe destacar, segundo Shleifer (2000), que a maioria das avaliações relacionadas à validade da Hipótese dos Mercados Eficientes tem focado sobre as Formas Fraca e Semi-forte de Eficiência dos mercados financeiros. No final dos anos 1970, a Hipótese dos Mercados Eficientes foi considerada um dos grandes triunfos da economia do século XX, apoiada por numerosas evidências empíricas baseadas na disponibilidade de dados relacionados, principalmente, à séries de tempo de preços de ativos financeiros.

Mesmo assim, várias evidências empíricas e testes experimentais têm demonstrado que várias “anomalias” presentes nos mercados financeiros são indícios de que as decisões econômicas muitas vezes se desviam dos pressupostos colocados pela Hipótese dos Mercados Eficientes, demonstrando que muitos fenômenos financeiros reais são incompatíveis com a HME.

1.2 – Contradições à Hipótese dos Mercados Eficientes

Muitos fatos estilizados observados nos mercados financeiros contradizem os pressupostos subjacentes à HME. Segundo Shleifer (2000), estes acontecimentos presentes nos mercados financeiros caracterizam-se como desafios à HME, tanto no campo empírico quanto no campo teórico, ou seja, não são explicados pela abordagem tradicional de finanças. Também, segundo Ehrentreich (2007), esses fatos observados, na maioria das vezes, são resultantes de permanentes tentativas de refutar ou provar a HME ou os modelos de precificação de ativos construídos com base na HME.

Muitas análises e testes empíricos têm evidenciado a existência de problemas - tais como: previsibilidade dos retornos; alta volatilidade dos preços; excessivo volume de negociações - que não são explicados pela Hipótese dos Mercados Eficientes. A partir do final dos anos 1970, foram surgindo vários estudos relacionados à psicologia experimental que procuravam explicar a presença de desvios sistemáticos com relação à racionalidade econômica e, com isso, buscavam explicar vários fatos observados nos mercados financeiros que contradiziam à HME. Pouco a pouco, a predominância da HME como proposição central foi sendo revista.

No que segue, são citados alguns dos trabalhos iniciais que objetivaram demonstrar evidências empíricas que contradizem a Hipótese dos Mercados Eficientes e constituem-se em desafios à esta abordagem.

Um dos desafios iniciais à HME pode ser considerado o trabalho de Shiller (1981). Este trabalho procura mostrar que os preços reais de mercado das ações são muito mais voláteis do que os preços calculados a partir do modelo de fluxo de caixa de dividendos descontados (representando o valor fundamental das ações), desafiando-se assim o pressuposto de que os preços dos ativos refletem seus valores fundamentais. Considerando o excesso de volatilidade dos preços das ações, outros fatores que não os dividendos, como representação de seu valor

fundamental, exercem papel relevante na determinação dos preços destes ativos. Os dividendos, considerando o período de tempo analisado em seu trabalho, não variam o suficiente para justificar os movimentos de preços agregados observados.

O trabalho de De Bondt e Thaler (1985) também apresenta desafios à HME no que diz respeito à flutuação excessiva dos preços das ações nos mercados financeiros diante de eventos inesperados. Os autores procuraram mostrar que o excesso de volatilidade dos preços das ações observado nos mercados financeiros pode ser explicado por vieses psicológicos apresentados pelos investidores, sobretudo pela violação da Regra de Bayes quando formando expectativas com relação a eventos incertos, resultando que os preços das ações tendem a apresentar flutuação excessiva diante de eventos inesperados. Além disso, se os preços das ações flutuam excessivamente, então a reversão de preços pode ser previsível, validando a possibilidade de previsibilidade de preços e retornos com base em informações passadas e obtenção de ganhos acima da média, questionando assim a Forma Fraca de Eficiência dos mercados financeiros.

Segundo De Bondt e Thaler (1985, p.795), duas hipóteses são sugeridas para análise da possibilidade de previsibilidade de retornos através de informações passadas: 1) movimentos extremos nos preços das ações serão seguidos por movimentos de preços subsequentes na direção oposta; 2) quanto mais extremo o movimento de preço inicial, maior será o ajustamento subsequente. Com isso, para cada ano a partir de 1933, os autores comparam o desempenho de portfólios formados por ações com os piores e melhores desempenhos nos últimos três anos. Esses portfólios são caracterizados como grupos de ações de extremos perdedores e extremos ganhadores.

Como resultado, o portfólio de ações dos extremos perdedores apresenta retornos acima do mercado nos anos seguintes à formação da carteira e o portfólio de ações dos extremos ganhadores apresenta retornos abaixo do mercado. Isto é explicado pela reação excessiva dos preços das ações. Os preços das ações dos extremos perdedores se tornaram muito baixos em função do excesso de flutuação negativa diante de más notícias, ao passo que os preços das ações dos extremos ganhadores se tornaram muito altos em função de boas notícias. No período após a formação dos portfólios, a reversão de preços é observada, validando a obtenção de retornos acima do mercado. Com isso, considerando-se a hipótese de reação excessiva dos preços das ações, a obtenção de retornos acima do mercado através da utilização de informações passadas é possível. Vale ressaltar que os testes empíricos realizados pelos autores são relevantes porque são tentativas iniciais de utilização de um princípio comportamental para a previsão de uma anomalia de mercado.

Considerando o pressuposto subjacente à HME de que os preços dos ativos não devem reagir a eventos que não estão relacionados à novas informações, segundo Shleifer (2000), vários trabalhos têm desafiado esta afirmação, sobretudo o *Crash* de 1987 constitui-se em importante exemplo, pois no dia 19 de outubro deste ano o índice *Dow Jones Industrial Average*

sofreu uma queda de 22,6% - a maior queda percentual diária da história – sem evidências do surgimento de notícias.

Outro importante desafio à proposição de não reação dos preços das ações para não informação diz respeito à inclusão de ações nos índices de ações. O trabalho de Wurgler e Zhuravskaya (1999) ilustra este desafio. Os autores procuraram analisar a evolução dos preços de ações incluídas no índice Standard and Poor's 500 entre os anos de 1976 e 1996. Estas inclusões são realizadas com o intuito de manutenção da representatividade do índice de mercado e são consideradas independentes do surgimento de novas informações sobre os valores fundamentais das empresas. Como resultado, as inclusões de ações no índice são acompanhadas por aumento de seus preços que são considerados relativamente permanentes. Estas elevações de preços podem ser explicadas pelo aumento da demanda por essas ações decorrentes de fundos de investimentos e demais investidores que mantêm portfólios atrelados ao índice. Cabe destacar que o trabalho tem por objetivo questionar também a importância da arbitragem como mecanismo fundamental garantidor da eficiência de mercado, pois, segundo a abordagem convencional, os preços das ações não deveriam reagir à sua inclusão no índice devido à eficácia da arbitragem na eliminação do efeito de choques de demanda e oferta sobre os preços das ações.

Segundo Wurgler e Zhuravskaya (1999), embora existam operações de arbitragem nos mercados financeiros, parece improvável que essas operações possuam a eficácia que sugerem os livros-textos. Na realidade, ações individuais não possuem substitutos perfeitos e as operações de arbitragem baseadas em ativos substitutos imperfeitos são arriscadas, restringindo a eficácia dessas operações. Com isso, os arbitradores atuariam menos agressivamente em função do risco dessas operações e os preços das ações reagiriam positivamente ao impacto de choques de demanda e oferta.

Estes são alguns dos principais trabalhos realizados com o objetivo de apresentar evidências empíricas presentes nos mercados financeiros que contradizem a Hipótese dos Mercados Eficientes. Muitas dessas evidências observadas podem ser explicadas em função de contradições relacionadas à racionalidade dos agentes econômicos que interagem nos mercados financeiros, que se desviam dos pressupostos de expectativas racionais, maximização da utilidade esperada da riqueza e regra de Bayes quanto ao processo de formação de expectativas.

1.3 – Finanças Comportamentais

Em resposta à observação de evidências empíricas contrárias à HME, segundo Barberis e Thaler (2005), as Finanças Comportamentais apresentam-se como nova abordagem para os mercados financeiros, que têm surgido, no mínimo em parte, em resposta às dificuldades encontradas pelo paradigma tradicional. Esta abordagem argumenta que muitos dos fatos

estilizados presentes nos mercados financeiros podem ser melhor explicados através de modelos em que os agentes não são completamente racionais, mais especificamente, analisando o que acontece quando são relaxados os pressupostos relacionados à racionalidade individual propostos pela HME. Segundo Yoshinaga et al. (2008), alguns dos estudos mais importantes em Finanças Comportamentais mostram que, em uma economia na qual agentes racionais e irracionais interagem, a irracionalidade pode influenciar significativamente os preços dos ativos.

Segundo Barberis e Thaler (2005), de acordo com a abordagem convencional, os pressupostos relacionados à racionalidade dos agentes significam que: 1) quando os agentes recebem nova informação, eles atualizam suas crenças corretamente, de acordo com a Lei de Bayes; 2) considerando suas crenças, os agentes fazem escolhas que são normativamente aceitáveis, no sentido que são consistentes com a noção de Utilidade Esperada Subjetiva de Savage. Neste sentido, Finanças Comportamentais têm por objetivo o desenvolvimento de modelos em que os agentes podem falhar em formar suas crenças corretamente ou também podem fazer escolhas que são normativamente questionáveis, incompatíveis com a noção de Utilidade Esperada Subjetiva.

É importante ressaltar, segundo Bertella e Teixeira (2011, p.5) que, para que este campo de estudos coloque-se como concorrente à altura da teoria neoclássica de finanças é necessário que: 1) um distúrbio considerado “irracional” em relação à precificação racional tenha por trás uma teoria que explique o porquê deste comportamento do agente decisório; 2) a teoria explique por que esse distúrbio “irracional” não é contrabalançado pela arbitragem; 3) testes empíricos revelem que tal anomalia de fato existe. Neste sentido, o desenvolvimento desta nova abordagem para os mercados financeiros se propõe a constituir-se em um campo de estudos concorrente à abordagem convencional, pois os trabalhos relacionados à Finanças Comportamentais têm buscado o atendimento destes objetivos.

Considerando seu crescente desenvolvimento, o campo de estudo relacionado à Finanças Comportamentais pode ser melhor entendido através da divisão de seus trabalhos em dois grandes blocos: trabalhos relacionados aos “limites da arbitragem” e aqueles relacionados à “psicologia cognitiva ou psicologia do agente decisório”. Os limites da arbitragem referem-se aos problemas encontrados por este mecanismo no combate à influência dos agentes irracionais sobre os preços dos ativos, ao passo que os trabalhos relacionados à psicologia cognitiva ou psicologia do agente decisório referem-se à enorme evidência psicológica de que os agentes cometem erros sistemáticos sob condições de incerteza, isto é, os agentes se desviam dos pressupostos neoclássicos relacionados à maximização de utilidade, preferências estáveis e processamento ótimo de informações. Segundo Bertella e Teixeira (2011), nas últimas décadas, pesquisadores das áreas de Economia e Psicologia têm criticado a visão neoclássica como não realista do ponto de vista psicológico e tem proposto hipóteses alternativas.

Segundo Shleifer e Summers (1990), a abordagem de Finanças Comportamentais, descrita como “*noise trader approach*”, pode ser considerada relevante em função de três justificativas. Primeiro, os modelos que consideram as operações de arbitragem limitadas são tratáveis e mais plausíveis do que modelos em que as operações de arbitragem são perfeitas. Segundo, a abordagem relacionada ao “*sentiment investor*” e arbitragem limitada obtêm uma descrição mais acurada dos mercados financeiros do que o paradigma de mercados eficientes. Terceiro, esta abordagem resulta em novas e testáveis implicações sobre os preços dos ativos, consistentes com os dados observados.

1.3.1 - Os Limites da Arbitragem

Como apresentado anteriormente, as operações de arbitragem nos mercados financeiros são consideradas de fundamental importância para a manutenção da eficiência desses mercados. Essas operações, definidas como livres de risco, têm por objetivo a obtenção de lucros através da compra e venda de ativos substitutos perfeitos com preços vantajosamente diferentes. Como resultado, a arbitragem acaba por eliminar os desvios de preços dos ativos de seus valores fundamentais induzidos por investidores que não são completamente racionais. Em conformidade com a abordagem tradicional de finanças, esse mecanismo seria responsável pela eliminação de possíveis ineficiências nos mercados.

Este argumento foi sustentado por Friedman (1953). Sua linha de argumentação baseia-se em dois pressupostos. Primeiro, qualquer desvio de preço dos ativos em relação ao seu valor fundamental considera-se uma oportunidade lucrativa de investimento. Segundo, investidores racionais irão imediatamente detectar essas oportunidades e explorá-las, eliminando os desvios de preços. Com isso, os preços dos ativos sempre, em última instância, refletiriam seus valores fundamentais.

Em contradição à esta afirmação, a abordagem de Finanças Comportamentais argumenta, segundo Barberis e Thaler (2005), que os desvios de preços dos ativos em relação ao seu valor fundamental, induzido por investidores irracionais, não necessariamente constituem-se em oportunidades de obtenção de lucros livres de risco, que podem ser exploradas por operações de arbitragem. Quando um ativo é mal precificado, as estratégias designadas à correção de seu preço podem implicar em riscos e custos, tornando-as pouco atraentes. Um dos motivos já tratado anteriormente que justifica a presença de risco nas operações de arbitragem e também sua ineficiência em muitos casos é a ausência de títulos substitutos perfeitos nos mercados. Segundo Shleifer (2000), se um arbitrador é avesso ao risco, seu interesse por operações de arbitragem será limitado e a capacidade dessas operações em trazer os preços dos ativos para seus valores fundamentais será limitada também.

Além da dificuldade de obtenção de títulos substitutos perfeitos nos mercados financeiros, o melhor entendimento dos limites enfrentados pela arbitragem se dá através da apresentação dos principais riscos e custos envolvidos na execução deste mecanismo, que impedem o perfeito ajuste dos preços dos ativos aos seus valores fundamentais. O trabalho de Barberis e Thaler (2005) sintetiza os principais riscos e custos relacionados ao mecanismo da arbitragem.

Risco Fundamental

Para que uma operação de arbitragem aconteça no sentido clássico, é necessário que ativos que são substitutos perfeitos do ativo objeto da arbitragem estejam disponíveis. Por exemplo, seja o valor de mercado da Cia X igual ao seu valor fundamental. Se um grupo de investidores irracionais tornar-se pessimista sobre o futuro desta empresa, eles poderão reduzir o seu preço através da venda dessas ações, criando uma oportunidade de investimento aos investidores racionais, que comprarão este título ao preço correspondente. Um risco que o investidor racional corre é que, ao comprar esta ação, notícias ruins surjam sobre a empresa X, fazendo com que o preço de sua ação caia ainda mais. Para realizar a arbitragem e se proteger do risco, os investidores racionais, ao mesmo tempo em que compram uma ação da empresa X subvalorizada, vendem ações substitutas de outras empresas para realizar um ganho extra, eliminando o desvio de preços dos títulos. O problema é a dificuldade de se encontrar ações que sejam substitutas perfeitas para a realização da arbitragem, e mesmo assim, como no exemplo acima, o preço das ações de outras empresas que são vendidas pode estar errado também.

Risco do noise trader

Mesmo que os títulos possuam substitutos perfeitos nos mercados financeiros, ainda assim as operações de arbitragem podem ser arriscadas e não eficientes como descrito nos livros-textos. O risco do *noise trader* está relacionado ao movimento dos investidores irracionais nos mercados financeiros e foi introduzido por De Long et al. (1990a). Os arbitadores podem correr o risco de que a distorção de preços dos ativos se torne ainda mais pronunciada no curto prazo em função de negociações correlacionadas, baseadas em ruído, empreendidas pelos *noise traders*. Por exemplo, as ações da empresa X subvalorizadas podem se desvalorizar ainda mais em função do pessimismo dos *noise traders*, acarretando prejuízos significativos aos arbitadores por um período indeterminado.

Segundo De Long et al. (1990a, p.705)

“If noise traders today are pessimistic about an asset and have driven down its price, an arbitrageur buying this asset must recognize that in the near future noise traders might become even more pessimistic and drive the price down even further. If the arbitrageur has to liquidate before the price

recovers, he suffers a loss. Fear of this loss should limit his original arbitrage position”.

É importante destacar que os arbitradores podem ter horizontes de tempo mais curtos do que os *noise traders* e à medida que os erros de precificação dos ativos se sustentem ao longo do tempo, podem não conseguir suportar as perdas decorrentes desses erros até que sejam revertidas, sendo obrigados a liquidar suas posições e incorrer em prejuízos. Esse fato acaba por restringir ainda mais a eficácia das operações de arbitragem.

Segundo De Long et al. (1990a), como resultado da indeterminação das opiniões dos *noise traders*, os preços dos ativos podem divergir de seus valores fundamentais mesmo quando não exista risco fundamental. As operações de arbitragem não eliminam os efeitos dos *noise traders*, porque eles mesmos criam riscos.

O trabalho de Shleifer e Vishny (1997) também tem por objetivo a análise da limitação das operações de arbitragem diante da existência de riscos envolvidos nessas operações. Além disso, os autores consideram que, na realidade, a maior parte das operações de arbitragem no mundo real é empreendida por investidores altamente especializados que gerenciam dinheiro de outras pessoas, justificando a afirmação de que no mundo real cérebros e capital são separados por uma relação de agência.

A presença desta relação de agência acaba por restringir ainda mais as operações de arbitragem. A maior parte dos detentores de capital não possui o conhecimento especializado para discernir as operações realizadas pelos gestores profissionais de seu dinheiro e, diante de perdas obtidas em função da continuidade dos desvios dos preços dos ativos, causado por investidores irracionais, esses detentores de capital considerariam os gestores incompetentes, retirando seu dinheiro dessas operações e obrigando a liquidação prematura de posições. Como resultado, as operações de arbitragem seriam limitadas e os desvios de preços dos ativos poderiam se sobrepor à essas operações e se sustentar no decorrer do tempo.

Custos de implementação

Outra importante categoria de restrições às operações de arbitragem diz respeito aos custos relacionados à implementação dessas operações. Estes custos compreendem: comissões, taxas, diferença entre os preços de compra e venda de um título (spreads), etc. O trabalho de Chen, Stanzl e Watanabe (2001) é relevante neste sentido pois tem por objetivo analisar o impacto dos custos e limites de posições em ações sobre as operações de arbitragem. Os autores argumentam que, se os custos limitam a quantidade de capital direcionada às operações de arbitragem, muitas anomalias presentes nos mercados poderiam ser explicadas não porque investidores são irracionais, mas porque eles são “economicamente racionais”, ou seja, os recursos aplicados nas operações de arbitragem são restritos em função de custos inerentes à estas operações de maneira que prejuízos sejam evitados.

Outro tipo de custo de implementação refere-se aos custos de manutenção acumulados no período de tempo em que a precificação errônea leva para ser eliminada e, como consequência, esses custos acumulados podem absorver os lucros envolvidos. O trabalho de Abreu e Brunnermeier (2002) analisa esta questão através da definição de “*synchronization risk*”.

Segundo os autores, na maioria das vezes, um arbitrador sozinho não é capaz de corrigir um erro de precificação de um determinado ativo. Estes erros seriam eliminados através da atuação de um conjunto de arbitradores. No entanto, até mesmo arbitradores racionais são incertos quanto ao momento que outros arbitradores racionais explorarão uma oportunidade de arbitragem. A presença dessa incerteza e divergência de opinião entre os arbitradores quanto ao momento de execução das operações de arbitragem, resulta em defasagem de tempo para o ajuste dos erros de precificação dos ativos.

Considerando-se que os arbitradores incorrem explícita e implicitamente em custos relacionados à implementação e manutenção das operações de arbitragem, se o horizonte de tempo no qual a precificação errônea é eliminada é extenso, em função do “*synchronization risk*”, os custos incorridos na implementação e manutenção das operações de arbitragem podem absorver os lucros obtidos através dessas operações, ou até mesmo, implicar em liquidação prematura dessas operações.

O trabalho de Merton (1987) também apresenta outros custos relacionados às operações de arbitragem referentes à procura de precificações equivocadas, custos relacionados ao aprendizado dessas precificações, além dos recursos necessários para explorá-las. O encontro de precificações errôneas, caracterizando-se em oportunidades lucrativas para operações de arbitragem, é considerado tarefa difícil e arriscada.

Tendência

Os arbitradores podem preferir negociar na mesma direção dos *noise traders*. Por exemplo, se os arbitradores esperam que o preço de um ativo continue a aumentar em função da atração de mais investidores, eles comprarão o ativo na expectativa de obtenção de lucros e isso elevará o preço do ativo ainda mais, em vez de corrigi-lo.

Segundo De Long et. al. (1990b, p.380)

“In the presence of positive feedback traders, rational speculation can be destabilizing. When rational speculators receive good news and trade on this news, they recognize that the initial price increase will stimulate buying by positive feedback traders tomorrow. In anticipation of these purchases, informed rational speculators buy more today, and so drive prices up today higher than fundamental news warrants”.

Através do que foi exposto acima, as operações de arbitragem presentes nos mercados financeiros são bem mais complexas do que as descritas nos livros-textos. Essas operações

compreendem riscos e custos e, por isso, sua eficácia em manter os preços dos ativos alinhados aos seus valores fundamentais pode ser limitada. Se as operações de arbitragem são consideradas limitadas pelos motivos apresentados acima, os preços dos ativos financeiros podem se desviar de seus valores fundamentais sem que uma oportunidade lucrativa de investimento seja criada, validando muitas evidências empíricas observadas nos mercados financeiros em desacordo com a Hipótese dos Mercados Eficientes.

1.3.2 – A Psicologia do Agente Decisório

A segunda subdivisão que compreende os trabalhos empreendidos pela abordagem de Finanças Comportamentais diz respeito à psicologia do agente decisório e fornece explicações mais detalhadas com relação às distorções provocadas por agentes irracionais. Estudos sobre o julgamento e decisão dos agentes indicam que estes nem sempre se comportam conforme o modelo racional convencional de decisão econômica. Segundo Aldrighi e Milanez (2005), a economia experimental acumula evidências de que os indivíduos violam o axioma da transitividade, ignoram a lei dos grandes números, dão pouca importância a informações relevantes, superestimam informações irrelevantes e confiam exageradamente nas próprias previsões sobre eventos incertos. A racionalidade humana é limitada por fatores emocionais e cognitivos.

Neste sentido, contribuições provenientes da psicologia tornam-se importantes para análise econômica relacionada ao comportamento dos agentes quanto à tomada de decisões em condições de incerteza e risco e formação de expectativas. Segundo Rabin (1998, p.11)

“Economics has conventionally assumed that each individual has stable and coherent preferences, and that she rationally maximizes those preferences. Given a set of options and probabilistic beliefs, a person is assumed to maximize the expected value of a utility function, $U(x)$. Psychological research suggests various modifications to this conception of human choice”.

Segundo Kahneman e Riepe (1998), os vieses de julgamento e tomada de decisões apresentados pelos agentes podem ser denominados de ilusões cognitivas. Segundo os autores, muitos teóricos argumentam que qualquer decisão significativa pode ser descrita como uma escolha entre apostas porque os resultados de possíveis opções não são completamente conhecidos. Uma aposta é caracterizada pelo intervalo de seus possíveis resultados e probabilidades destes resultados. Os agentes fazem julgamentos quanto às probabilidades e atribuem valores (utilidades) para os resultados, formando-se assim suas preferências diante de apostas arriscadas. Como resultado, os julgamentos dos agentes podem ser sistematicamente

errados, a atribuição de valores para resultados futuros e a combinação entre probabilidades e valores podem ser viesadas também.

Nas próximas seções, são apresentados os principais vieses relacionados ao julgamento e preferências dos agentes. Em conformidade com o trabalho de Barberis e Thaler (2005), esses vieses psicológicos cognitivos, referentes à racionalidade limitada dos agentes, são classificados e subdivididos em função da maneira como os agentes formam suas crenças e também em função da descrição de suas preferências.

Cabe destacar que estas seções são de fundamental importância para o presente trabalho, pois a descrição dos vieses psicológicos cognitivos apresentados pelos agentes possibilitará a tentativa de modelagem computacional da interação de agentes limitados racionalmente, de modo a obter análise mais realista dos fatos observados nos mercados financeiros, que não são explicados pela Hipótese dos Mercados Eficientes.

1.3.2.1 – Crenças

Segundo Kahneman e Riepe (1998), decisões são tomadas em situações de alta complexidade e alta incerteza, de modo que a confiança em regras pré-fixadas torna-se impossível e na maioria das vezes as decisões são baseadas na intuição. Com isso, o julgamento intuitivo é capaz de afetar decisões de investimento, de modo que os investidores podem ser propensos a riscos que eles não conhecem, podem experimentar resultados que eles não antecipam e realizar negociações injustificadas.

Segundo Kahneman e Tversky (1974), as pessoas confiam em um limitado número de princípios heurísticos (“regras de bolso”) em seu processo de julgamento e formação de expectativas. Estas heurísticas reduzem a complexa tarefa de atribuição de probabilidades e previsão de valores às operações mais simples de julgamento. Como resultado, essas heurísticas são bastante úteis, mas podem levar a erros sistemáticos relacionados ao julgamento intuitivo dos agentes.

Com relação aos vieses decorrentes do julgamento intuitivo dos agentes, que determinam suas crenças e que impactam o processo de formação de expectativas e violam as hipóteses básicas do modelo econômico convencional, têm-se:

Excesso de Confiança

Evidência extensiva mostra que as pessoas possuem excesso de confiança em seus próprios julgamentos e habilidades de estimação. Em oposição à teoria convencional, que pressupõe que os agentes fazem bom uso das informações disponíveis e que suas avaliações não são viesadas, vários estudos indicam que os julgamentos dos agentes são frequentemente errôneos, pois estes acreditam estarem certos muito mais frequentemente do que realmente estão.

Isto implica a existência de vieses no processo de formação de expectativas dos agentes: estes podem ser muito otimistas, as chances de êxito podem ser superestimadas, o grau de conhecimento pode ser superestimado, sendo que a confiança excede os acertos obtidos pelos agentes. Cabe destacar que o excesso de confiança também ajuda a explicar problemas relacionados ao excesso de volume de transações e grande volatilidade presentes no mercado.

Otimismo e pensamento positivo

A maioria das pessoas apresenta visões irrealistas de suas próprias capacidades e perspectivas. O estudo de Weinstein (1980) mostra que 90% dos indivíduos pesquisados pensam que eles estão acima da média em suas habilidades. Otimistas também subestimam a probabilidade de ocorrência de resultados ruins e também exageram o grau em que controlam uma situação.

Segundo Buehler, Griffin e Ross (1994), em função do excesso de otimismo, os agentes podem apresentar também o viés denominado de “falácia do planejamento”. Os indivíduos, em função do excesso de otimismo, tipicamente acreditam que tarefas e obrigações serão completadas muito mais cedo do que realmente serão, desconsiderando possíveis dificuldades que acarretem atrasos, mesmo que tenham ocorrido no passado recente e poderiam ser previstas.

Segundo os autores,

“the planning fallacy is an important topic of study for both applied and theoretical reasons. Inaccurate completion estimates can have economic, social, and personal costs. Surprisingly, however, we were able to locate little research on this phenomenon in the psychological literature”.(BUEHLER; GRIFFIN; ROSS, 1994, p.366-367)

Representatividade

Esta heurística, segundo Yoshinaga et al. (2008), tem por objetivo demonstrar que as pessoas pensam em eventos ou objetos e fazem julgamentos sobre eles baseando-se em estereótipos previamente formados.

O trabalho de Tversky e Kahneman (1974) mostra que quando as pessoas tentam estimar a probabilidade de um objeto A pertencer à classe B, ou que um evento A decorra do processo B, elas procuram determinar o grau em que A é representativo de B, isto é, o grau em que A se parece com B.

Segundo Aldrighi e Milanez (2005), os estereótipos tendem a prevalecer sobre a probabilidade anterior dos resultados como guia nas decisões sob incerteza dos indivíduos, sendo que a representatividade não apresenta nenhuma relação com muitos fatores que afetam a probabilidade real. Por exemplo, a taxa base de ocorrência de um determinado evento no

passado deve influenciar a probabilidade de ocorrência desse evento no futuro, mas não influencia em nada a representatividade atribuída pelos agentes a este evento.

A representatividade também leva ao viés da negligência do tamanho da amostra. No julgamento relacionado à probabilidade que um conjunto de dados foi gerado por determinado modelo, pessoas muitas vezes negligenciam considerações relacionadas à importância do tamanho da amostra, estimando a probabilidade de uma estatística como sendo representativa da população, sem levar em conta o tamanho da amostra. (BARBERIS; THALER, 2005)

Segundo Kahneman e Tversky (1974, 1125-1126)

“A study of the statistical intuitions of experienced research psychologists revealed a lingering belief in what may be called “law of small numbers”, according to which even small samples are highly representative of the populations from which they are drawn. The responses of these investigators reflected the expectation that a valid hypothesis about a population will be represented by a statistically significant result in a sample – with little regard for its size. As a consequence, the researchers put too much faith in the results of small samples and grossly overestimated the replicability of such results. In the actual conduct of research, this bias leads to the selection of samples of inadequate size and to overinterpretation of findings”.

Perseverança

Este viés mostra que uma vez que as pessoas tenham formado uma opinião, elas irão relutar em procurar evidências que contrariem suas crenças e mesmo que encontrem essas evidências, irão considerá-las com excesso de ceticismo. Um exemplo irônico colocado por Barberis e Thaler (2005, p.1066) é o seguinte:

“In the context of academic finance, belief perseverance predicts that if people start out believing in the Efficient Markets Hypothesis, they may continue to believe in it long after compelling evidence to the contrary has emerged.”

Segundo Lord, Ross e Lepper (1979), quando os agentes possuem crenças divergentes sobre importantes questões sociais, o resultado esperado, diante do surgimento de várias evidências inconclusivas que possam validar os diversos pontos de vista, seria a redução ou mesmo a continuidade de divergências de pontos de vista. No entanto, observa-se um aumento da polarização de crenças, pois as evidências não são processadas imparcialmente. Os julgamentos sobre a validade, confiabilidade, relevância das evidências são viesados pela aparente consistência dessas evidências com as teorias percebidas e expectativas dos agentes. Como resultado, os agentes podem desconsiderar evidências que contradizem seus pontos de vista

iniciais e dar maior importância para evidências a favor de suas opiniões iniciais, ampliando as divergências de opiniões.

Ancoragem

Estudos demonstram que as pessoas formam suas estimativas com base em um determinado valor inicial, possivelmente arbitrário, tomado como âncora para a formação de sua resposta final. Segundo Yoshinaga et al. (2008), as decisões tomadas em contextos idênticos podem ser bastante diferentes em razão da presença de valores de referência distintos disponíveis para os decisores, mesmo que estes valores não devessem exercer grande impacto sobre a decisão final.

Segundo Kahneman e Tversky (1974), esse valor inicial pode ser sugerido pela formulação do problema ou pode ser resultado de um cálculo parcial. Em ambos os casos, diferentes pontos de referência resultam em diferentes estimativas, que acarretam vieses para o processo de tomada de decisões dos agentes.

Viés da Disponibilidade

Este viés está relacionado ao fato de que os eventos mais frequentes e mais prováveis irão pesar mais no processo de tomada de decisões. Os julgamentos realizados pelas pessoas seriam bastante influenciados pela facilidade com que a ocorrência de eventos pode ser lembrada, acarretando a existência de erros sistemáticos no processo de tomada de decisões. (ALDRIGHI; MILANEZ, 2005)

Segundo Kahneman e Tversky (1974, p.1128)

“Lifelong experience has taught us that, in general, instances of large classes are recalled better and faster than instances of less frequent classes, that likely occurrences are easier to imagine than unlikely ones; and that the associative connections between events are strengthened when the events frequently co-occur. As a result, man has at his disposal a procedure (the availability heuristic) for estimating the numerosity of a class, the likelihood of an event, or the frequency of co-occurrences, by the ease with which the relevant mental operations of retrieval, construction, or association can be performed. However, as the preceding examples have demonstrated, this valuable estimation procedure results in systematic errors”.

Aqui foram descritos os principais vieses cognitivos apresentados pelos agentes resultantes, na maioria das vezes, da presença de heurísticas relacionadas aos seus julgamentos. A contribuição da psicologia para análise destes vieses torna-se extremamente importante. As pesquisas que têm por objetivo a descrição destes vieses procuram demonstrar que os agentes nem sempre se comportam de acordo com os preceitos defendidos pela abordagem

convencional de finanças e a adoção de heurísticas (representatividade, disponibilidade, ancoragem, etc.) levam a erros sistemáticos de previsão e estimação.

Como resultado, os pressupostos neoclássicos referentes à racionalidade dos agentes no qual se baseia a Hipótese dos Mercados Eficientes são questionados com o intuito do oferecimento de melhores explicações quanto ao comportamento dos agentes nos mercados financeiros em conformidade com os fatos observados.

1.3.2.2 – Preferências e Tomada de Decisão

O modo como os agentes se comportam em condições envolvendo incerteza e risco é de fundamental importância para o entendimento do comportamento dos preços dos ativos nos mercados financeiros e explicação do funcionamento destes mercados. Segundo Barberis e Thaler (2005), um ingrediente essencial para o entendimento do comportamento dos preços dos ativos e volume de negociações nos mercados financeiros é a descrição das preferências dos investidores, ou seja, como os investidores avaliam apostas arriscadas.

Segundo Kahneman e Tversky (1979), a Teoria da Utilidade Esperada, baseada no trabalho de Von Neumann e Morgenstern (1944), tem dominado a análise e descrição do processo de tomada de decisões dos investidores sob incerteza e risco. Esta teoria tem sido geralmente aceita como modelo normativo de escolha racional e tem sido aplicada como modelo descritivo do comportamento econômico pela abordagem convencional de finanças. No entanto, evidências empíricas mostram que os investidores violam sistematicamente os pressupostos teóricos referentes à Teoria da Utilidade Esperada quando escolhendo entre apostas arriscadas.

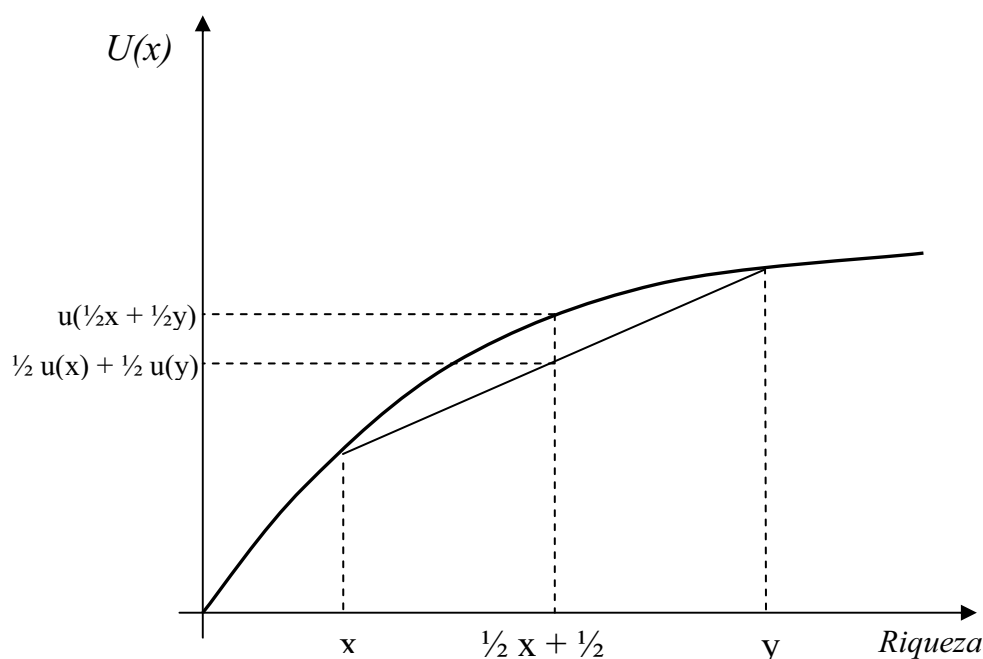
Dentre as abordagens alternativas à teoria da Utilidade Esperada, a *Prospect Theory*, proposta por Kahneman e Tversky (1979), tem sido a teoria mais promissora para análise das preferências dos agentes e atitudes diante do risco, utilizada por pesquisadores de Finanças Comportamentais para explicação de fatos estilizados dos mercados financeiros que não podem ser explicados pela Hipótese dos Mercados Eficientes. No decorrer desta seção, serão apresentados os principais vieses comportamentais que contradizem os pressupostos subjacentes à Teoria da Utilidade Esperada e também a formalização de um modelo alternativo proposto pelos autores para análise do comportamento dos agentes em situações envolvendo incerteza e risco.

Em primeiro lugar, as escolhas apresentadas aos investidores em condições de incerteza, podem ser representadas através de prospectos, em que os possíveis resultados são ponderados por suas probabilidades de ocorrência. Por exemplo, $(x_1, p_1; \dots; x_n, p_n)$ representa um prospecto em que os resultados x_i ($i = 1, \dots, n$), são ponderados pelas respectivas probabilidades de ocorrência, p_i ($i = 1, \dots, n$).

Segundo Kahneman e Tversky (1979, p.263-264), a aplicação da Teoria da Utilidade Esperada para escolha entre prospectos como apresentados acima, baseia-se nas seguintes doutrinas:

- 1) *Expectativa*: $U(x_1, p_1; \dots; x_n, p_n) = p_1 u(x_1) + \dots + p_n u(x_n)$. A utilidade global de um prospecto, denotado por U , é a utilidade esperada de seus resultados.
- 2) *Integração de Ativo*: $(x_1, p_1; \dots; x_n, p_n)$ é aceitável na posição do ativo w se $U(w + x_1, p_1; \dots; w + x_n, p_n) > u(w)$. Isto é, um prospecto é aceitável se a utilidade resultante da integração do prospecto com um ativo excede a utilidade deste ativo. O domínio da função utilidade está relacionado aos resultados finais em vez de ganhos e perdas.
- 3) *Aversão ao Risco*: a função utilidade u é côncava ($u'' < 0$). O pressuposto de Aversão ao risco implica que a utilidade do valor esperado de determinado prospecto é sempre maior que a utilidade esperada deste prospecto. Se um investidor é avesso ao risco, ele sempre preferirá obter o valor esperado de determinado prospecto à apostar neste prospecto. O gráfico abaixo ilustra o pressuposto de aversão ao risco para um prospecto com dois possíveis resultados x e y e probabilidade de ocorrência desses resultados igual a $\frac{1}{2}$.

Gráfico 1 – Função Utilidade Esperada de uma aposta



A utilidade do valor esperado da riqueza, $u(\frac{1}{2}x + \frac{1}{2}y)$, é superior à utilidade esperada da riqueza, $\frac{1}{2} u(x) + \frac{1}{2} u(y)$. Isto se dá em função do pressuposto de aversão ao risco, $u''(x) < 0$.

Fonte: Varian (1992)

Os pressupostos acima descritos e também o gráfico apresentado descrevem a Teoria da Utilidade Esperada como modelo convencional de escolha racional dos investidores em condições de incerteza e risco.

Em oposição à este modelo, o trabalho de Kahneman e Tversky (1979) apresenta vários fenômenos em que os agentes violam sistematicamente as doutrinas da Teoria da Utilidade Esperada e que justificam o desenvolvimento da *Prospect Theory* como modelo alternativo de escolha em condições de incerteza e risco. Esses fenômenos são:

- 1) *Efeito Certeza (Certainty Effect)*: As pessoas dão peso excessivo para resultados considerados certos em relação a resultados meramente prováveis. Este efeito contradiz a simples ponderação de resultados pelas respectivas probabilidades de ocorrência presentes na função utilidade esperada. Resultados com altas probabilidades de ocorrência possuem um peso maior nas decisões dos investidores.
- 2) *Efeito Reflexão (Reflection Effect)*: Os investidores tendem a apresentar aversão ao risco quando os resultados envolvidos no processo de escolha são positivos e propensão ao risco, quando os resultados a serem escolhidos são negativos. Esse fenômeno denomina-se reflexão em função da inversão de preferências quando os prospectos mudam de sinal, de resultados positivos para resultados negativos de mesma magnitude absoluta.
- 3) *Seguro Probabilístico (Probabilistic Insurance)*: Várias formas de seguro que são adquiridas pelos indivíduos não apóiam a noção de que a função utilidade da riqueza é sempre côncava. Segundo Kahneman e Tversky (1979, p.269), pessoas frequentemente preferem programas de seguro que oferecem cobertura limitada com franquia baixa ou nula, em comparação à programas de seguro com altas coberturas e altos valores de franquia. O exemplo apresentado pelos autores diz respeito ao seguro probabilístico, uma maneira de redução da probabilidade de ocorrência de uma perda através do pagamento de prêmio menor. Segundo a Teoria da Utilidade Esperada, o seguro probabilístico seria preferido ao seguro regular, mas as pesquisas realizadas pelos autores mostram que a maioria dos indivíduos entrevistados contraria esta teoria, não preferindo este tipo de seguro.
- 4) *Efeito Isolamento (Isolation Effect)*: No intuito de simplificação das escolhas entre alternativas, indivíduos frequentemente desconsideram componentes que são comuns à todas as alternativas e focam somente em componentes que as distinguem. Segundo Kahneman e Tversky (1979, p.271), esta abordagem para problemas de escolha pode produzir preferências inconsistentes, pois um par de prospectos pode ser decomposto em componentes comuns e distintos em mais de uma maneira e diferentes decomposições levam a diferentes preferências. Um importante resultado proveniente do Efeito Isolamento é que os ganhos e perdas que os agentes podem incorrer são mais importantes na atribuição de utilidades do que os resultados finais da riqueza. Os agentes

atribuem utilidades mais frequentemente à ganhos e perdas em relação à um ponto de referência do que aos estados finais da riqueza.

Os vieses apresentados acima, analisados por Kahneman e Tversky (1979), justificam a elaboração da *Prospect Theory*, a formalização de um modelo alternativo de descrição do comportamento de tomada de decisão dos investidores em condições de incerteza e risco.

Considerando então a descrição proposta por Kahneman e Tversky (1979, p.275), o valor global de um prospecto editado pode ser denotado como V , e expresso em termos de duas escalas, π e v . Esta formulação refere-se a simples prospectos que podem ser representados como $(x, p; y, q)$, com dois resultados diferentes de zero. Neste prospecto, o indivíduo recebe o resultado x com probabilidade p , y com probabilidade q e nada com probabilidade $1 - p - q$, em que $p + q \leq 1$.

Se $(x, p; y, q)$ é um prospecto regular ($p + q < 1$, ou $x \geq 0 \geq y$, ou $x \leq 0 \leq y$), então a equação que descreve o valor atribuído ao prospecto pode assim ser escrita:

$$V(x, p; y, q) = \pi(p)v(x) + \pi(q)v(y)$$

em que:

- $\pi(p)$ e $\pi(q)$ são as funções de peso de decisão. Elas refletem o impacto das probabilidades p e q sobre os valores globais do prospecto. É importante destacar que $\pi(\cdot)$ não é uma medida de probabilidade.

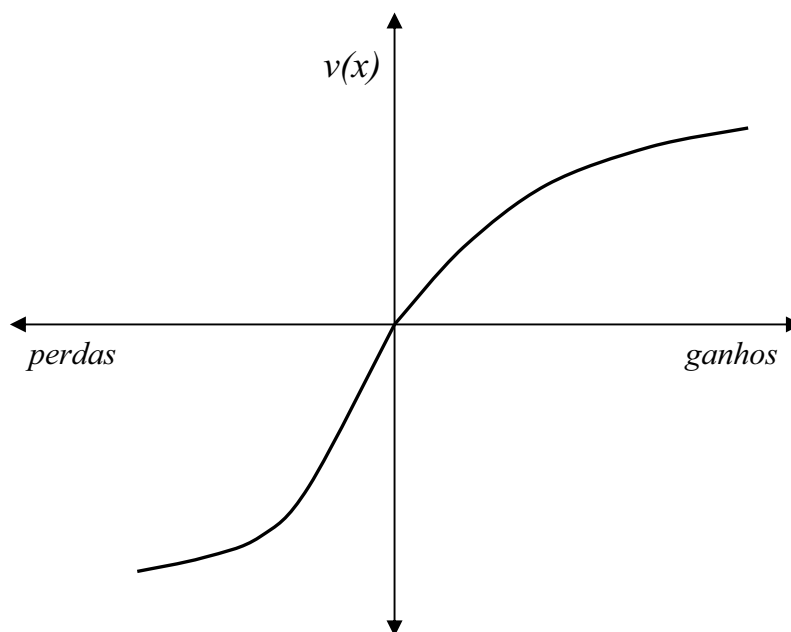
- $v(x)$ e $v(y)$ atribuem para cada resultado x e y um número, que reflete o valor subjetivo desse resultado. É importante lembrar que os resultados avaliados referem-se a ganhos e perdas com relação à um ponto de referência.

A equação apresentada acima refere-se à modificação da Teoria da Utilidade Esperada, de modo à acomodar os vieses apresentados anteriormente não explicados pela abordagem convencional.

A função de valor $v(\cdot)$ difere da função utilidade $u(\cdot)$, pois os resultados são descritos em função de ganhos e perdas em vez de estados finais da riqueza, possibilitando-se assim a consideração do Efeito Isolamento. Este pressuposto é compatível com os princípios de percepção e julgamento. Com relação à forma dessa função, admite-se que ela seja côncava após um ponto de referência e convexa antes desse ponto, caracterizando-a em forma de S. Esta característica demonstra que as pessoas são extremamente sensíveis à mudanças próximas do ponto de referência. Outra característica também relacionada ao formato da função de valor diz respeito à sua assimetria, a curva no domínio da perda é bem mais inclinada do que a curva no domínio do ganho, evidenciando que o impacto de uma perda é geralmente maior para as pessoas do que o impacto de um ganho de mesmo valor absoluto.

O gráfico abaixo apresenta um exemplo hipotético de função de valor que engloba as características acima descritas:

Gráfico 2 – Exemplo de função de valor hipotética



Fonte: Kahneman e Tversky (1979)

Na *Prospect Theory*, segundo Kahneman e Tversky (1979, p.280), o valor de cada resultado, determinado pela função valor, é multiplicado por um peso de decisão, $\pi(\cdot)$. Segundo os autores, os pesos de decisão não são probabilidades, eles não obedecem os axiomas de probabilidade. Os pesos de decisão medem o impacto de eventos sobre a desejabilidade de prospectos e não simplesmente as probabilidades percebidas destes eventos. A função $\pi(\cdot)$ associa pesos de decisão às probabilidades de ocorrência dos eventos.

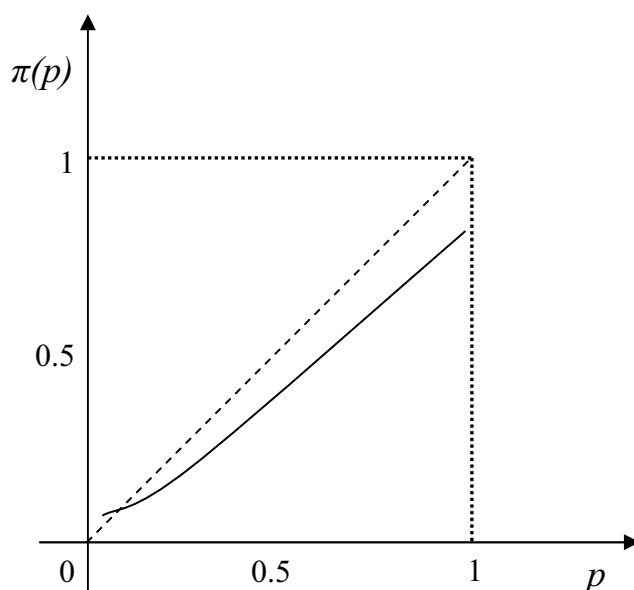
Como características da função $\pi(\cdot)$, têm-se:

- 1) A função $\pi(\cdot)$ é uma função crescente de p , com $\pi(0)=0$ e $\pi(1)=1$. A escala é normalizada, sendo que $\pi(p)$ é a razão do peso associado à probabilidade p para o peso associado com o evento certo.
- 2) Para pequenos valores de p , a função $\pi(\cdot)$ é uma função subaditiva de p , isto é, $\pi(rp) > r\pi(p)$ para $0 < r < 1$.
- 3) Probabilidades muito baixas são sobreponderadas, ou seja, $\pi(p) > p$ para pequenos valores de p .
- 4) Mesmo que $\pi(p) > p$ para probabilidades de valor baixo, evidências sugerem que, para todo $0 < p < 1$, $\pi(p) + \pi(1-p) < 1$. Segundo os autores, esta propriedade é denominada de subcerteza.

A inclinação da função de pesos de decisão pode ser vista como medida da sensibilidade das preferências com relação às probabilidades. Segundo Kahneman e Tversky (1979, 282), as preferências são menos sensíveis à variações da probabilidade do que o princípio de expectativas poderia afirmar. Com relação ao formato da curva de pesos de decisão, esta não é bem comportada próximo aos pontos finais, pois os indivíduos podem desconsiderar eventos de probabilidade extremamente baixa e tratar eventos de probabilidade extremamente alta como se fossem certos. Segundo os autores, porque pessoas são limitadas em sua capacidade de compreender e avaliar probabilidades extremas, eventos altamente improváveis são ignorados ou sobreponderados e a diferença entre alta probabilidade e certeza é negligenciada ou exagerada.

O gráfico abaixo ilustra um exemplo hipotético da função de pesos de decisão, levando-se em conta as propriedades descritas acima.

Gráfico 3 – Exemplo de função de peso de decisão



Fonte: Kahneman e Tversky (1979)

Os trabalhos apresentados aqui, relacionados à formação de crenças dos agentes e a maneira como se expressam suas preferências e atitudes com relação a apostas arriscadas, constituem os principais trabalhos relacionados aos vieses psicológicos dos agentes, relacionados à abordagem de Finanças Comportamentais. Essas considerações ajudam a explicar a ocorrência de anomalias nos mercados financeiros, através de uma perspectiva psicológica e comportamental dos agentes, que não podem ser explicadas pelas teorias tradicionais de finanças baseadas na HME.

CAPÍTULO 2 – Modelos Baseados em Agentes aplicados à Finanças

2.1 – Introdução

Os avanços recentes no desenvolvimento de novas ferramentas analíticas e computacionais têm possibilitado o surgimento de novos métodos empíricos de análise científica. Neste sentido, as técnicas de Modelagem Baseada em Agentes (MBA) e simulação computacional, caracterizam-se como novo paradigma de modelagem, estreitamente relacionado ao desenvolvimento de novas ferramentas de inteligência artificial.

Segundo Macal e North (2010), a MBA é um método analítico relativamente recente, extremamente útil para o estudo de sistemas complexos, compostos de agentes autônomos que interagem uns com os outros. Nos modelos baseados em agentes, os agentes geralmente são heterogêneos, possuem diferentes características comportamentais e suas interações acabam por influenciar e modificar seus próprios comportamentos. Como resultado, os padrões, estruturas, comportamentos emergentes destes modelos não são explicitamente programados, mas surgem da interação dos agentes entre si e do ambiente em que eles estão inseridos.

A heterogeneidade dos agentes em uma população e a emergência de auto-organização são duas das principais características que distinguem a MBA quando comparada a outras técnicas de simulação. Nestes modelos, admite-se também que os agentes podem aprender a partir de suas interações com outros agentes e também adaptar seu comportamento ao ambiente em que estão inseridos.

As Ciências Sociais Aplicadas são um importante campo de estudos para aplicação da MBA. De acordo com Borrill e Tesfatsion (2010), sistemas sociais são compostos de entidades heterogêneas que se comunicam e interagem entre si constituindo redes de relações dinâmicas. O entendimento de um sistema político ou econômico requer mais do que o entendimento dos agentes que compõem o sistema; requer o entendimento de como os agentes interagem entre si e, com isso, como os resultados podem ser mais do que a soma das partes.

Segundo Tesfatsion (2003)¹, economias de mercado descentralizadas podem ser analisadas como constituídas por um grande número de agentes econômicos envolvidos em interações locais. Estas interações permitem o surgimento de regularidades macroeconômicas, tais como: protocolos de comércio, moedas socialmente aceitas, inovações tecnológicas que são amplamente difundidas. O resultado em nível macro observado de tais economias é um

¹ Ver o website ACE em <http://www.econ.iastate.edu/tesfatsi/ace.htm>, para uma pesquisa detalhada de recursos on-line, incluindo surveys, artigos, software, recursos para pesquisadores individuais e grupos de pesquisa.

complexo sistema dinâmico de recorrentes cadeias causais que conecta comportamentos heterogêneos de agentes, redes de interação e resultados de bem-estar social.

A análise da relação entre micro e macroestrutura é considerada um dos principais diferenciais entre a MBA e os modelos tradicionais neoclássicos aplicados à economia. Os modelos econômicos quantitativos tradicionais geralmente pressupõem como seus microfundamentos: conhecimento comum, agente representativo, restrições de equilíbrio de mercado; sendo que o comportamento agregado do sistema como um todo pode ser analisado através da simples agregação de comportamento individual. Em oposição à estes modelos, através da MBA, pesquisadores podem modelar quantitativamente fenômenos complexos presentes em economias de mercado, tais como: aprendizado indutivo, formação de redes de comércio, co-evolução de comportamento individual e instituições econômicas, de modo que as regularidades globais podem emergir de tais modelos como resultado de interações locais dos agentes que compõem estes modelos (Tsfatsion, 2003).

A área de finanças é um campo de estudos promissor para aplicação da MBA. Para LeBaron (2005), os mercados financeiros são atraentes para aplicação da MBA por várias razões, principalmente porque vários debates em finanças relacionados à eficiência de mercado e racionalidade dos agentes econômicos são bastante controversos entre pesquisadores. Por um lado, tem-se a dominância da Hipótese dos Mercados Eficientes² como abordagem tradicional para explicação do funcionamento dos mercados financeiros. Sob tal enfoque, esses mercados seriam perfeitos e os preços dos ativos refletiriam completa e instantaneamente todas as informações disponíveis e necessárias para a precificação. Os agentes seriam racionais, homogêneos, maximizadores de utilidade esperada de sua riqueza e utilizariam informações simétricas e expectativas racionais para precificar ativos. Esta abordagem é construída a partir de um arcabouço neoclássico e mesmo que todas essas condições não estejam presentes nos mercados financeiros, arbitradores racionais atuariam de forma contrária às imperfeições de mercado, mantendo os preços dos ativos em equilíbrio, lastreados em seus valores fundamentais.

Por outro lado, vários fatos estilizados presentes nos mercados financeiros tais como: bolhas, movimentos especulativos, *overshooting* de variáveis e retornos permanentemente distantes da média têm contradito esta abordagem tradicional. Vários exemplos desses fenômenos podem ser vistos nas crises financeiras que ocorreram nos últimos séculos, por exemplo: o fenômeno da bolha com ações de novos bancos na França em 1882, crise da bolsa de valores nos EUA em 1929 e 1987, as crises cambiais do México (1994), leste asiático (1997), Rússia (1998), a crise financeira nos EUA (2008), entre outras.

² ver Fama (1965), Fama (1970).

Os mercados financeiros geralmente são muito voláteis para serem explicados por modelos que pressupõem agentes representativos homogêneos com expectativas racionais. Para LeBaron (2001), a própria existência de grande volume de negociações nos mercados financeiros é um sinal da heterogeneidade dos participantes destes mercados, pois se todos possuísem as mesmas crenças relacionadas à valorização dos ativos financeiros, a negociação de ativos seria praticamente insignificante na maioria das situações. Vale ressaltar que os mercados financeiros também são atraentes para aplicação da MBA por disponibilizarem grande volume de dados relacionados à séries de tempo de preços dos ativos e volumes de negociação que permitem a validação e comparação dos modelos com a realidade.

A explicação do distanciamento do valor intrínseco dos ativos tem sido buscada em falhas microeconômicas ou fragilidades nas premissas sob as quais a Hipótese dos mercados eficientes foi construída. Dentre as abordagens alternativas à Hipótese dos mercados eficientes destaca-se o enfoque de Finanças Comportamentais³, que tem por objetivo principal a construção de modelos que expliquem os fatos estilizados descritos acima e presentes nos mercados financeiros através de hipóteses comportamentais relacionadas à tomada de decisão dos agentes econômicos que diferem da abordagem neoclássica da Hipótese dos Mercados Eficientes. Neste sentido, o campo de estudos de Finanças Comportamentais pode contribuir consideravelmente para a MBA e vice-versa, na medida em que os vieses psicológicos descritos pelas Finanças Comportamentais possam ser analisados.

O presente capítulo tem por objetivo apresentar as principais características da MBA e seu embasamento teórico, enfatizando sua aplicação à área de Finanças. Para isso, este capítulo divide-se em sete seções. A primeira apresenta os conceitos fundamentais relacionados à teoria de sistemas complexos e sua aplicação à ciência econômica, conceitos estes que constituem a base para o entendimento da MBA. A segunda seção tem como objetivo a apresentação das características básicas dos modelos baseados em agentes, que permitem seu entendimento como metodologia analítica. A seção seguinte apresenta os fundamentos dos MBAs relacionados aos mercados financeiros. A quarta seção apresenta, de maneira sucinta, as principais questões de *design* necessárias para criação dos mercados financeiros artificiais. A quinta seção apresenta os principais modelos já desenvolvidos na área de Finanças, bem como uma classificação inicial desses modelos. A seção seguinte apresenta uma breve análise de um dos modelos aplicados à área de finanças.

2.2 – Economia e Complexidade

³ Para uma introdução à Finanças Comportamentais vide Shleifer (2000), Barberis e Thaler (2005).

Como dito anteriormente, a MBA é adequada para análise de sistemas complexos, compostos de agentes heterogêneos e autônomos que interagem uns com os outros, de modo que tais sistemas estariam em permanente processo de auto-organização e, portanto, propriedades emergentes. Mas, quais são as principais características dos sistemas complexos? Como definir a ocorrência de auto-organização e propriedades emergentes em tais sistemas? Esta seção procura esclarecer os principais conceitos relacionados à teoria dos sistemas complexos e sua aplicação à ciência econômica, ao mesmo tempo em que permite a compreensão dos principais objetivos analíticos das técnicas de MBA em economia.

O desenvolvimento da chamada Economia Complexa está diretamente ligado à aplicação da teoria da complexidade elaborada nas ciências naturais, em especial, na biologia, física, química e na ciência da computação à economia. Neste sentido, a perspectiva complexa procura incorporar à teoria econômica uma série de fenômenos observados empiricamente, tais como: processos de interação, aprendizagem, emergência e evolução. Deste modo, esta abordagem procura reduzir a distância entre os fatos empíricos observados e os modelos teóricos por meio de premissas reais, como agentes heterogêneos, interações múltiplas e descentralizadas, estruturas institucionais e sociais endógenas e dinâmicas fora do equilíbrio.

Para melhor compreender esta nova abordagem, em primeiro lugar, torna-se importante apresentar a concepção de sistemas, levando-se em conta a complexidade e auto-organização⁴. D'Ottaviano e Bresciani (2004) afirmam que um sistema pode ser definido como uma entidade única, de natureza complexa e organizada, constituída por um conjunto de elementos ativos que mantém relações entre si. Os elementos de um sistema constituem suas partes, seus componentes, seus atores ou agentes que realizam atividades. Esses elementos possuem características, atributos, predicados, qualidades, que podem ser expressos por parâmetros, variáveis ou constantes. Os sistemas também desenvolvem atividades, tais como funções, processos, ações e assumem estados e características próprias.

É importante ressaltar que, como resultado das relações estabelecidas entre os elementos, as características agregadas de um sistema complexo não necessariamente são iguais à soma das características dos seus elementos ou subsistemas (o todo pode ser diferente da soma das partes). Segundo D'Ottaviano e Bresciani (2004, p.3), duas características fundamentais do conjunto de elementos de um sistema, que garantem esse resultado, são:

“a) as propriedades e o comportamento de cada elemento do conjunto têm efeito nas propriedades e no comportamento do todo, e dependem das propriedades e do comportamento de pelo menos um dos outros elementos – ou seja, não existem elementos isolados no sistema; b) cada possível subconjunto de elementos apresenta a mesma primeira característica e,

⁴ O trabalho de Bertalanffy (1968) constitui a base da chamada “Teoria Geral dos Sistemas”, do qual são extraídos os conceitos fundamentais para o entendimento dos sistemas complexos.

portanto, o conjunto não pode ser subdividido em subconjuntos independentes.” (D’OTTAVIANO; BRESCIANI; 2004, p.3)

Diante do exposto, a complexidade de tais sistemas está relacionada à impossibilidade de separação e entendimento de seus elementos isoladamente. Mais uma vez, o comportamento agregado dos sistemas não pode ser reduzido ao nível das partes que os compõem. Por isso, diz-se que os sistemas complexos possuem propriedades emergentes, pois os elementos que compõem tais sistemas são interdependentes e o resultado de suas interações não é predeterminado.

Essa impossibilidade de reducionismo em sistemas complexos é fruto, principalmente, das relações circulares mantidas pelos elementos desses sistemas. D’Ottaviano e Bresciani (2004) afirmam que essas relações circulares baseiam-se no princípio do círculo recorrente, que se caracteriza por um processo no qual os efeitos das relações entre elementos são causas dessas mesmas relações; ou, o produto de um sistema afeta o processo de produção desse mesmo produto; ou ainda, o estado final de um sistema gera ou modifica o estado inicial desse mesmo sistema; ou ainda mais, os efeitos retroagem sobre suas causas.

Para ambos os autores, a organização dos sistemas é definida como o conjunto de características estruturais e funcionais, que representam as relações e as atividades ou funções desses sistemas e que têm a capacidade de transformar, produzir, reunir, manter e gerar comportamentos diretamente relacionados à dinâmica subjacente do sistema. A organização pode ser considerada sob os aspectos formal e informal, que se relacionam no processo de transformação organizacional e se complementam, entrelaçando-se na constituição do sistema. A organização formal é constituída por uma estrutura predeterminada para atender um funcionamento pretendido, em direção à uma finalidade prefixada. A organização informal do sistema é constituída também por uma estrutura, mas que não é predeterminada, pelo contrário, decorre espontaneamente das atividades de elementos internos e eventualmente de fronteira do sistema, com elevados graus de autonomia.

Neste sentido, a propriedade de auto-organização, presente em sistemas complexos, caracteriza-se como um fenômeno de transformação ou de criação de uma organização, que decorre fundamentalmente da interação das atividades predeterminadas com a atividade autônoma e espontânea de elementos internos e de fronteira do sistema, através de processos recorrentes. Essa atividade espontânea decorre da existência de um grau mínimo de autonomia dos elementos atuantes.

Diante do que foi exposto até aqui é importante destacar que a apreensão dos conceitos relacionados à teoria de sistemas complexos resulta na constatação de que os procedimentos analíticos da ciência moderna são limitados. Segundo Prado (2009), a explanação científica de qualquer objeto, de acordo com o método reducionista clássico, baseia-se em reconstituição, ou seja, por redução do todo às suas partes constituintes, que são consideradas átomos. Esse

enfoque, denominado também de mecanicismo, constitui-se o oposto do que possa estar relacionado à idéia de complexidade.

As limitações do método reducionista clássico, segundo Prado (2009), baseiam-se em duas condições que deveriam ser atendidas no estudo de objetos compostos de múltiplas partes, que nem sempre são satisfeitas. A primeira condição que deveria ser atendida para a viabilização do método reducionista seria que as interações entre as partes fossem suficientemente fracas e pudessem ser negligenciadas, ou mesmo que fossem inexistentes. Nessas circunstâncias particulares, o resultado agregado de um sistema poderia ser visto como mera agregação de suas partes. A segunda condição afirma que os vínculos de causa e efeito que se dirigem das partes para o todo, teriam de ser lineares ou aproximadamente lineares, pois só assim seria possível pensar que o comportamento agregado dos sistemas seguiria o padrão do comportamento das partes. Portanto, a compreensão analítica de sistemas complexos, à luz da Teoria Geral de Sistemas⁵, mostra-se como procedimento mais realista e abrangente, pois muitos fenômenos presentes nestes sistemas, que não são apreendidos pelo método científico clássico, passam a ser considerados.

A aplicação da teoria de sistemas complexos à Economia caracteriza-se como paradigma científico alternativo à abordagem convencional de teorização econômica que é fortemente influenciada pelos princípios matemáticos de otimização restrita. Enquanto o enfoque tradicional da ciência econômica utiliza o paradigma mecânico⁶, a abordagem complexa fundamenta-se no paradigma evolucionário. A constatação de que sistemas econômicos são complexos têm resultado no desenvolvimento de uma literatura multidisciplinar, na qual a busca pelo entendimento da complexidade desses sistemas tem estimulado a utilização de ferramentas de computação evolucionária e modelos em que os agentes são artificialmente inteligentes (FOSTER, 2004).

Para Arthur (2006), a aplicação da teoria de sistemas complexos à economia permite que a ciência econômica caminhe para além do paradigma de equilíbrio. Esta nova abordagem permite a análise, não apenas de como o comportamento dos agentes se torna consistente com o padrão agregado que eles criam, mas também como as ações, estratégias, e expectativas reagem e mudam endogenamente em conformidade com os padrões que elas mesmas criam. Neste sentido, pode-se supor que o padrão agregado de sistemas econômicos mostra-se em mudança constante, criando fenômenos novos, os quais nunca aparecem em estado estacionário.

⁵ Bertalanffy (1968).

⁶ Prado (2001) aponta alguns fatores que podem ter contribuído para a predominância do paradigma mecânico, entre eles a influência do positivismo sobre o desenvolvimento da teoria econômica do século XX (que resultou na maior aceitação de modelos formalizados), a influência da física da primeira metade do século XIX, que não conhecia o segundo princípio da termodinâmica (que introduz nesta ciência o vetor tempo) e a falta de instrumental matemático e capacidade computacional para desenvolver modelos formalizados de cunho evolucionário.

Prado (2006) argumenta que o desenvolvimento deste novo paradigma científico tem possibilitado o surgimento de uma outra microeconomia, metodologicamente diferente do reducionismo neoclássico, chamada de microeconomia sistêmica e evolucionária. Enquanto na microeconomia neoclássica, assume-se que os agentes são clarividentes, que se informam e que agem com racionalidade substantiva, na microeconomia sistêmica pressupõe-se que os agentes são parcialmente cegos, que aprendem e atuam racionalmente de modo adaptativo. Na microeconomia neoclássica, os agentes são independentes entre si e as propriedades globais são obtidas por agregação. Na microeconomia sistêmica, os agentes encontram-se organizados por estruturas sociais e formam composições que têm propriedades emergentes.

Portanto, o desenvolvimento desta microeconomia sistêmica e evolucionária, fortemente influenciada pela teoria de sistemas complexos, baseia-se em um modo diferente de apreender a realidade econômica, de tratar as unidades econômicas, as suas interações e os resultados conjuntos das ações individuais.

Prado (2006, p.307) afirma que a microeconomia reducionista orienta-se pelo propósito de apreender a complexidade do social por meio de um esquema explicativo que se conforma à exposição dedutiva. Como resultado, esta abordagem procura obedecer, com a maior exatidão possível, aos princípios da lógica clássica. Essa pretensão carrega consigo um pressuposto ontológico muito significativo: os elementos individuais que entram na arquitetura analítica têm necessariamente de ser entidades fechadas em si mesmas e exteriores umas em relação às outras. Este pressuposto garante que as totalidades sociais são sempre concebidas como agregados ou conjuntos de indivíduos considerados átomos sociais.

Já a microeconomia sistêmica, segundo Prado (2006, p.308), é sustentada por uma ontologia social que admite a existência de todos formados por indivíduos interligados por estruturas sociais objetivas. Os todos e as partes não são opostos de modo absoluto nessa microeconomia. Como resultado, na microeconomia sistêmica, pressupõe-se que essas composições sociais estruturadas têm propriedades próprias, as quais emergem das ações e interações sociais constituintes. Tais atributos pertencem aos compostos, sem pertencer aos componentes. Além disso, essas propriedades sistêmicas encontram-se enraizadas nos comportamentos individuais, mas eles apenas respondem por elas por meio da mediação de processos que têm certa autonomia. Como resultado, segundo o autor, o todo social, caracteriza-se por ser complexo, pois é formado por elementos heterogêneos que se interligam, com elevada multiplicidade.

Na mesma linha de raciocínio, Tesfatsion (2006) afirma que economias são sistemas dinâmicos complexos, compostos de grande número de micro agentes engajados em interações locais. Essas interações entre os agentes dão surgimento à regularidades, tais como níveis de emprego, taxa de crescimento, distribuição de renda, instituições de mercado e convenções sociais. Essas regularidades globais influenciam as interações locais. O resultado é um sistema

composto de relações interdependentes que conecta micro comportamento, padrões de interação e regularidades globais. Portanto, as técnicas de modelagem baseada em agentes e simulação computacional mostram-se extremamente adequadas para a compreensão de sistemas complexos dinâmicos tal como apresentado acima.

2.3 – Economia Computacional Baseada em Agentes

Os modelos baseados em agentes podem ser vistos como “laboratórios” aptos à realização de experimentos que envolvem interação descentralizada de agentes. Inicialmente, torna-se necessária a construção do ambiente, no qual os agentes irão realizar suas interações. Este ambiente pode ser chamado de “mundo econômico” e sua criação depende do problema econômico a ser analisado. Os agentes que compõem este ambiente criado artificialmente podem ser famílias, firmas, mercados, países, governos, investidores, consumidores, etc. Computacionalmente falando, cada agente é uma peça de software que inclui informações e regras comportamentais que atuam em conjunto. Alguns comportamentos e informações podem estar disponíveis para todos os agentes, outros podem ser privados, ou ainda, outros podem ser restritos a um único grupo de agentes. As regras de interação entre os agentes também necessitam ser especificadas.

O conjunto de regras comportamentais pertencentes aos agentes pode ser um simples conjunto de regras fixas do tipo “se-então”, como também pode ser representado por comportamentos mais complexos, característicos de indivíduos do mundo real. Estes comportamentos mais complexos podem incluir, segundo Borril e Tesfatsion (2010), resposta adaptativa condicionada a um determinado estado, aprendizado antecipatório, planejamento intertemporal, comunicação social, aprendizado direcionado a um objetivo e reprodução, que resulta em mudanças na composição das populações de agentes.

Depois de criada a estrutura do modelo e definidas as características comportamentais dos agentes, o estado inicial do modelo deve ser especificado através da atribuição de valores iniciais aos parâmetros que compõem o modelo. Estas configurações devem garantir que o modelo seja dinamicamente completo, isto é, o sistema econômico modelado deve ser capaz de se desenvolver ao longo do tempo baseado somente nas interações entre os agentes, sem intervenções adicionais. Com isso, o comportamento agregado emergente de tais modelos, resultado de interações descentralizadas dos agentes que o compõem, pode ser analisado. Ao invés do foco nos estados de equilíbrio dos modelos, a idéia seria observar se alguma forma de equilíbrio resultaria no modelo ao longo do tempo. Os padrões, estruturas e comportamentos emergentes de tais modelos não são explicitamente programados.

Resumidamente, de acordo com Borril e Tesfatsion (2010), um modelo baseado em agentes pode ser implementado de acordo com as oito etapas consecutivas seguintes: 1)

desenvolvimento de um *design* experimental para a exploração sistemática de uma questão teórica de interesse; 2) construção do ambiente computacional constituído de um conjunto de agentes, apropriado para o estudo da questão teórica; 3) configuração do ambiente computacional de acordo com o *design* experimental; 4) compilação, execução do modelo computacional e gravação dos resultados de interesse; 5) repetição deste mesmo experimento computacional múltiplas vezes para múltiplos valores de *PRNG seed*⁷, para geração de amostras de resultados relacionadas à diferentes configurações iniciais; 6) repetição dos passos três a cinco até que todas as possíveis configurações relacionadas ao *design* experimental tenham sido exploradas; 7) análise das amostras de resultados e resumo de suas implicações teóricas; 8) utilização desses resumos teóricos para formação de hipóteses que podem ser comparadas com dados históricos reais para validação empírica dos modelos.

Esses “laboratórios” econômicos artificiais, segundo Bertella e Teixeira (2011), ocupam um nicho entre os modelos teóricos analíticos e a pesquisa empírica. Geralmente, os sistemas econômicos artificiais são mais complexos do que a teoria analítica e mais simples que os sistemas reais. Estes modelos apresentam a oportunidade de verificar teorias de forma mais realista do que os modelos analíticos convencionais.

Para Macal e North (2010), alguns dos modelos baseados em agentes podem ser mais simples, incluem somente os detalhes iniciais de um sistema e objetivam o desenvolvimento de explicações relacionadas a determinado processo ou comportamento social. Outros modelos podem ser bem mais sofisticados, nos quais um sistema é modelado em detalhes, a validação com dados do mundo real é realizada e os resultados de tais modelos geralmente têm por objetivo a orientação da adoção de políticas e processos de tomada de decisão. Essas aplicações mais sofisticadas das técnicas de modelagem baseada em agentes são permitidas através dos avanços no desenvolvimento de softwares especializados em modelagem baseada em agentes e também avanços no desempenho de computadores.

Um modelo baseado em agentes pode também ser caracterizado como uma coleção de algoritmos (procedimentos), que são encapsulados nas regras comportamentais dos agentes. Esse enfoque baseado em agentes tem o intuito de alcançar uma representação mais transparente e realista de sistemas do mundo real compostos por múltiplas entidades distribuídas e que possuem capacidades computacionais e informacionais limitadas.

Segundo Tesfatsion (2006, p.838), os modelos baseados em agentes aplicados à economia (Economia Computacional baseada em agentes), procuram atender a quatro objetivos analíticos:

- 1) O primeiro objetivo de tais modelos é o *entendimento empírico*: quais são as causas que permitem o surgimento de regularidades globais particulares nos modelos, que evoluem

⁷ Gerador de números pseudo-aleatórios tem por objetivo representar a aleatoriedade das condições iniciais dos modelos baseados em agentes.

e persistem ao longo do tempo, mesmo a despeito da ausência de planejamento e controle centralizado? Neste sentido, o resultado agregado emergente de tais modelos é explicado a partir das interações descentralizadas dos agentes que o compõem. A questão crucial é se tipos particulares de regularidades globais observadas podem ser geradas a partir de tipos particulares de situações baseadas na interação de agentes heterogêneos;

- 2) O segundo objetivo dos modelos baseados em agentes é o *entendimento normativo*: em que medida os modelos baseados em agentes podem ser utilizados como laboratórios para o desenho de políticas econômicas? Os modelos que procuram atender este objetivo estão interessados em avaliar se orientações de política econômica, instituições e processos resultarão em desempenho socialmente desejável ao longo do tempo;
- 3) O terceiro objetivo dos modelos baseados em agentes diz respeito ao *insight qualitativo e geração de teoria*: em que medida os sistemas econômicos podem ser entendidos em sua totalidade através do exame sistemático de seus potenciais comportamentos dinâmicos sob condições iniciais alternativamente especificadas? Uma das preocupações centrais seria em que medida a coordenação de atividades de negociação emerge e persiste enquanto os agentes presentes nos modelos aprendem como realizar suas decisões de produção e consumo;
- 4) O quarto objetivo dos modelos baseados em agentes é o *avanço metodológico*: os modelos baseados em agentes procuram caracterizar-se como ferramenta adequada para o estudo de sistemas econômicos através de experimentos computacionais. Através desta ferramenta, importantes características estruturais, institucionais e comportamentais dos sistemas econômicos podem ser modeladas com maior realismo. Os resultados de tais experimentos computacionais podem ser também validados com dados do mundo real.

A principal vantagem relacionada às técnicas de modelagem baseada em agentes diz respeito à possibilidade de criação de agentes com maior autonomia, no sentido de maior auto-governança. Os modelos baseados em agentes permitem a modelagem de agentes cognitivos com capacidades sociais e de aprendizado mais realistas do que as abordagens padrões baseadas no *Homo Economicus*. Comportamentos globais resultantes da interação entre vários tipos de agentes estão além do escopo de muitos modelos analíticos e constituem a grande área de interesse dos modelos baseados em agentes. Portanto, o intuito da Economia Computacional baseada em Agentes é construir, utilizando ferramentas computacionais, sistemas compostos por agentes, que capture os aspectos essenciais de economias de mercado descentralizadas. Como características dos agentes, estes podem ser privadamente motivados e possuir capacidades de aprendizado e adaptação, isto é, os agentes podem mudar seu comportamento

com base em experiências passadas e este aprendizado pode ser comparado ao comportamento dos indivíduos nos mercados reais.

Para Axelrod e Tesfatsion (2006), a simulação computacional em geral e a Economia Computacional baseada em Agentes pode também ser considerada como uma terceira forma de se fazer ciência, em adição aos métodos dedutivo e indutivo. Os cientistas utilizam a dedução para derivar teoremas de pressupostos determinados e a indução para encontrar padrões em dados empíricos. A simulação, tal como a dedução, inicia-se com um conjunto de pressupostos explícitos, mas diferentemente do método dedutivo, não prova teoremas com generalidade. Em vez disso, a simulação gera dados adequados para análise por indução, mas ao contrário do método indutivo típico, os dados simulados são gerados a partir de um rigoroso conjunto de hipóteses determinadas sobre um sistema real, em vez de serem medidas diretas do mundo real.

2.4 – Finanças Computacionais Baseada em Agentes

Como apresentado anteriormente, os mercados financeiros são aplicações atraentes para as técnicas de modelagem baseada em agentes. Os modelos baseados em agentes em Finanças buscam analisar o funcionamento dos mercados financeiros de uma perspectiva diferente da abordagem tradicional neoclássica, baseada no pressuposto que os agentes que participam dos mercados financeiros são plenamente racionais e homogêneos. Estes modelos aplicados a Finanças têm por objetivo enfatizar a presença de agentes heterogêneos nos mercados financeiros, limitados racionalmente, que aprendem e adaptam seu comportamento.

Existem várias questões relacionadas ao comportamento desses mercados que os colocam em evidência e justificam a utilização de modelos baseados em agentes para o entendimento de seu funcionamento.

Em primeiro lugar, os mercados financeiros são considerados os mais dinâmicos da atualidade, disponibilizam dados de alta qualidade e frequência, que permitem análises apuradas de vários fenômenos financeiros. Estes mercados são também os mais organizados e desenvolvidos tecnologicamente e as pesquisas relacionadas a eles são as mais interdisciplinares, envolvendo pesquisadores relacionados a várias áreas do conhecimento: economia, ciência da computação, física e psicologia.

Além dos mercados financeiros apresentarem estas características mais gerais que facilitam seu estudo, questões mais específicas relacionadas à teoria econômica permeiam o funcionamento desses mercados. Segundo Arthur (1995), um dos maiores enigmas em finanças refere-se às diferentes visões existentes entre teóricos acadêmicos e agentes que participam dos mercados financeiros, quanto ao comportamento destes. A visão acadêmica considera os investidores que atuam nos mercados como perfeitamente racionais e que os mercados seriam eficientes no sentido de que toda a informação disponível dos ativos negociados é refletida nos

preços dos ativos. Como resultado, lucros especulativos baseados em estratégias de negociação técnica (utilização de preços passados para previsão de preços futuros) ou outros meios não são permitidos. Fatos empíricos como bolhas, movimentos especulativos, *overshooting* de variáveis e retornos permanentemente distantes da média, presentes nos mercados financeiros, não podem ser explicados por essa vertente teórica.

As flutuações dos preços dos ativos negociados em tais mercados, segundo a Hipótese dos Mercados Eficientes⁸, seriam caracterizadas como passeio aleatório, ou seja, as mudanças nos preços dos ativos seriam imprevisíveis e independentes de preços passados, referindo-se somente ao impacto exógeno do surgimento de novas informações nos mercados. Mesmo que existissem investidores irracionais nos mercados, eles não permaneceriam, pois, através das operações de arbitragem (consideradas perfeitas), os investidores racionais cancelariam o impacto dos investidores irracionais nos mercados, fazendo com que o preço dos ativos negociados permanecesse atrelado aos seus valores fundamentais.

O importante a ser considerado é que a Hipótese dos Mercados Eficientes representaria a aplicação da teoria de expectativas racionais ao mercado financeiro. Esta Hipótese foi construída sob um arcabouço neoclássico, em que os agentes são homogêneos, racionais, maximizadores de utilidade e utilizariam informações simétricas em mercados perfeitos e expectativas racionais para precificar ativos. Segundo LeBaron (2005), essas idéias relacionadas à eficiência de mercado, foram formalizadas através de modernas ferramentas de otimização dinâmica, o que resultou em uma forte representação para os mercados financeiros, o agente representativo. Como resultado, os preços dos ativos são conectados às crenças de um único agente agregado. Note-se que este enfoque está diretamente relacionado à chamada microeconomia reducionista, como apresentado anteriormente, e representa o oposto à visão de que os mercados financeiros apresentam características relacionadas à complexidade.

Diante das inconsistências empíricas da Hipótese dos Mercados Eficientes, várias abordagens teóricas relacionadas aos mercados financeiros têm sido desenvolvidas com o intuito de considerar que os agentes que participam destes mercados são limitados racionalmente e muitos dos fatos estilizados presentes nos mercados financeiros são explicados por este motivo. Um exemplo é o campo de estudos de Finanças Comportamentais, no qual, segundo Tversky e Kahneman (1974), o comportamento individual de decisão em condições de incerteza pode ser melhor descrito por simples heurísticas e vieses. Vale ressaltar que os modelos baseados em agentes se enquadram como alternativa metodológica para análise dos mercados financeiros, em que a heterogeneidade dos agentes é característica crucial.

Segundo Hommes (2005), a abordagem baseada em agentes, na qual os mercados financeiros são povoados por agentes heterogêneos, com racionalidade limitada e que adotam

⁸ Fama (1965), Fama (1970).

diferentes estratégias de negociação, representa uma importante mudança de paradigma, da abordagem neoclássica para a abordagem comportamental. Esta nova abordagem comportamental é um desafio aos modelos tradicionais de finanças, baseados no enfoque de expectativas racionais. Cabe destacar que muitas das idéias relacionadas aos modelos baseados em agentes em Finanças e que justificam sua aplicação, foram desenvolvidas há muito tempo na ciência econômica, por exemplo, a visão de Herbert Simon (1957), que enfatiza que os indivíduos são limitados em seu conhecimento sobre o ambiente e suas capacidades computacionais. Além disso, esses indivíduos enfrentam custos para obtenção de informações sofisticadas no intuito de perseguir regras ótimas de decisão.

LeBaron (2005) argumenta que nos mercados financeiros baseados em agentes a heterogeneidade dinâmica é crítica. Essa heterogeneidade é representada pela distribuição dos agentes, ou riqueza, ao redor de um conjunto fixo ou mutável de estratégias. Os agentes não poderiam realizar respostas ótimas levando-se em conta a distribuição de estratégias dos demais agentes, pois o espaço de estratégias que podem ser adotadas é muito complicado para o cálculo de uma estratégia ótima, o que resulta em alguma forma de racionalidade limitada dos agentes. Neste sentido, as limitações de racionalidade dos agentes nestes modelos são decorrentes da complexidade presente na heterogeneidade de estratégias que podem ser adotadas.

Esta visão relacionada à heterogeneidade comportamental nos mercados, segundo Arthur (1995), é extremamente importante, pois as crenças e hipóteses que os agentes formam na economia real são amplamente individuais e subjetivas. Estas crenças e hipóteses são frequentemente testadas em um mundo que se forma por meio dessas mesmas crenças e hipóteses. Com isso, o mundo econômico pode ser compreendido como constituído por uma vasta coleção de crenças ou hipóteses subjetivas dos agentes, sendo formuladas, alteradas e descartadas, todas elas interagindo, competindo e coevoluindo. Esta visão é extremamente útil porque permite pensar em como diferentes crenças determinam o comportamento econômico agregado e como o comportamento econômico agregado influencia essas mesmas crenças subjetivas dos agentes. Isto implica considerar a complexidade presente nas relações entre os agentes econômicos.

Portanto, a aplicação das técnicas de modelagem baseada em agentes nos mercados financeiros constitui-se uma abordagem analítica em que os mercados financeiros são vistos como sistemas adaptativos complexos, compostos por inúmeros agentes limitados racionalmente, que interagem entre si através de estratégias de investimentos heterogêneas e que constantemente adaptam seu comportamento em resposta ao surgimento de novas informações nos mercados e também através de interações sociais. Como resultado, esses modelos possibilitam a análise de muitos fatos estilizados presentes nos mercados financeiros e que não são explicados pela Hipótese dos Mercados Eficientes, tais como: possível previsibilidade de preço e retorno dos ativos, grande e persistente volume de negociações,

excesso de volatilidade e desvios persistentes dos preços dos ativos de seus valores fundamentais, bolhas temporárias e *crashes* súbitos, volatilidade *clustered* e caudas grossas na distribuição de retornos dos ativos.

2.5 – Questões de Design dos Modelos Baseados em Agentes em Finanças

Ao construir um modelo baseado em agentes em finanças, várias questões relacionadas à implementação computacional dos mercados financeiros artificiais devem ser consideradas: quais os tipos de ativos serão negociados? Haverá algum tipo de valor fundamental atrelado aos ativos negociados e como ele se comportará no decorrer do tempo? O modelo será especificamente um mercado financeiro artificial, ou serão modeladas outras características macroeconômicas da economia e suas relações com os mercados financeiros?

Todas essas questões de *design* computacional constituem as partes componentes de um modelo baseado em agentes relacionado aos mercados financeiros. Na literatura corrente, os trabalhos de LeBaron (2005) e LeBaron (2001) apresentam as principais questões de *design* relacionadas aos mercados financeiros baseados em agentes, que os tornam mais próximos da realidade. Abaixo são apresentados os principais componentes de um mercado financeiro artificial baseado em agentes.

Preferências

A especificação do formato das preferências dos agentes presentes nos mercados financeiros artificiais é uma das principais questões de *design* computacional a ser considerada. Alguns exemplos de tipos de preferências que os agentes podem apresentar são: preferências do tipo média/variância, aversão ao risco relativa constante (CRRA) e aversão ao risco absoluta constante (CARA). Também as preferências dos agentes podem ser consideradas míopes ou intertemporais, sendo que a especificação de preferências intertemporais nos modelos resulta em maior realismo, mas também em maior complexidade na especificação das capacidades de aprendizado dos agentes. Também algumas características comportamentais, tais como aversão à perda, são consideradas possíveis desdobramentos da especificação das preferências dos agentes. É possível também que em alguns modelos a especificação das preferências dos agentes seja descartada e a preocupação esteja relacionada à evolução de simples regras comportamentais adotadas pelos agentes para tomada de decisão.

Cabe destacar, segundo LeBaron (2005), que a utilização da teoria de preferências individuais nos modelos baseados em agentes em finanças para determinação do processo de tomada de decisão facilita a comparação destes modelos com outros mais tradicionais. A maioria dos modelos baseados em agentes em finanças utiliza a especificação de preferências

míopes para os agentes em função da dificuldade de programação de preferências intertemporais, mesmo que estas sejam mais realistas.

Determinação de Preços

A especificação computacional do mecanismo de determinação de preços dos ativos nos mercados financeiros artificiais é de fundamental importância. Nos modelos criados até então, LeBaron (2005) classifica os métodos de determinação de preços utilizados em quatro categorias.

O primeiro método de determinação de preços que pode ser utilizado nos mercados financeiros artificiais refere-se ao mecanismo no qual o preço dos ativos é ajustado com base no excesso de demanda do mercado. Neste mecanismo, inicialmente, um *market-maker* anuncia um preço para o ativo a ser negociado no mercado e os agentes submetem ordens de compra e venda ao ativo com base neste preço previamente anunciado. As ordens então são somadas e se o resultado for um excesso de demanda, o preço será aumentado, e se o resultado for um excesso de oferta, o preço será diminuído. O preço então é frequentemente alterado como proporção fixa do excesso de demanda de mercado dos ativos negociados e nunca estará em equilíbrio. Outra questão adicional que envolve a adoção deste método de determinação de preços nos mercados financeiros artificiais é como o excesso de demanda nos mercados será atendido. Isto requer a especificação adicional de um mecanismo de racionamento, que determina a divisão da quantidade de ativos negociados nos mercados de maneira proporcional ao excesso de demanda dos agentes.

O segundo método de determinação de preços que pode ser utilizado nos modelos seria equilibrar o mercado numericamente, ou por meio de alguma simplificação teórica que permita a obtenção de uma solução analítica de preço de equilíbrio de mercado temporário. Dois exemplos de utilização deste mecanismo de determinação de preços dos ativos são os trabalhos de Brock e Hommes (1998) e Arthur et. al. (1997). O benefício deste método é que os preços dos ativos permaneceriam em equilíbrio e também não haveria a necessidade de especificação adicional de um mecanismo de divisão proporcional de ativos com relação ao excesso de demanda dos agentes. Uma questão controversa relacionada a este mecanismo de determinação de preços é que o pressuposto de preço de equilíbrio de mercado pode não representar a situação de negociação em um mercado financeiro real. Também, este mecanismo de determinação de preços é mais difícil de se implementar pois requer maior complexidade relacionada à programação computacional.

Um terceiro método de determinação de preços seria simular, de maneira realista, como as ordens de compra e venda de ativos nos mercados financeiros são atendidas. As ordens de compra e venda seriam então cruzadas usando algum procedimento bem definido. Exemplos deste método de determinação de preços são os trabalhos de Chiarella e Iori (2002) e Farmer,

Patelli e Zovko (2005). Cabe destacar, segundo LeBaron (2005), que este método de determinação de preços dos ativos é muito mais realista e permite análise detalhada do mecanismo de negociação nos mercados financeiros reais.

O quarto método de determinação de preços que pode ser utilizado seria assumir que os agentes se encontram entre si de maneira aleatória e realizam negociações de forma descentralizada. LeBaron (2005) argumenta que este mecanismo pode parecer realista em situações onde não existem mecanismos de negociação formal estabelecidos. Entretanto, pode não parecer real em situações em que instituições de negociação são bem definidas e estabelecidas.

Evolução e Aprendizado

Como apresentado anteriormente, a análise do comportamento dos mercados financeiros de uma perspectiva complexa requer a consideração de comportamento heterogêneo e adaptativo pelos agentes nos mercados financeiros. Neste sentido, a maioria dos modelos baseados em agentes em finanças utiliza ferramentas de inteligência artificial para representação da capacidade de aprendizado e adaptação dos agentes nos mercados financeiros artificiais. Esta é a característica inovadora dos modelos baseados em agentes que os distinguem dos modelos tradicionais em finanças e possibilitam a análise de muitos fenômenos presentes nos mercados financeiros e que não são explicados pelos modelos padrões. Uma das principais ferramentas de inteligência artificial utilizada é o Algoritmo Genético⁹, um componente chave de muitos modelos para representação da capacidade de raciocínio indutivo dos agentes, em contraposição à representação padrão de raciocínio dedutivo. Outros exemplos de ferramentas de inteligência artificial que são úteis para representação da capacidade de aprendizado e adaptação dos agentes nos mercados financeiros artificiais são a Lógica Fuzzy e Redes Neurais.

Representação da Informação

Uma questão de *design* importante dos modelos baseados em agentes em finanças diz respeito à maneira que as informações são apresentadas aos agentes e como eles processam essa informação. Teoricamente, esta seria uma difícil tarefa de converter grandes quantidades de informações de séries de tempo financeiras em um plano de negociação conciso.

A definição de um conjunto de variáveis de informação nos modelos baseados em agentes é necessária para lidar com esta questão. Uma segunda questão também diz respeito ao modo que a informação sobre os títulos é revelada aos agentes. Segundo LeBaron (2005), esta é outra área onde ferramentas de inteligência artificial são utilizadas. Um exemplo de instrumental útil

⁹ Ver Brenner (2005) e Duffy (2005)

para representação da informação são os Sistemas Classificatórios, apresentado no trabalho de Arthur et. al. (1997).

Aprendizado Social

O modo como os agentes aprendem através da interação com outros agentes é outra importante questão de *design* dos modelos baseados em agentes relacionados aos mercados financeiros. Em um extremo, os agentes podem realizar negociações nos mercados financeiros artificiais baseados em suas próprias experiências, aprendendo regras ao longo do tempo e interagindo com outros agentes somente através de variáveis informacionais comuns a toda população. No entanto, em configurações financeiras, pode ser importante a especificação de alguma forma de comunicação entre os agentes, ou mesmo de transferência de informações entre gerações de indivíduos. Como esta transferência de informações será tratada nos mercados financeiros artificiais é de crucial importância para a dinâmica dos mercados, pois informações correlacionadas podem gerar estratégias correlacionadas que se traduzem em grandes movimentos de preços nos mercados.

Referências

Outra importante questão diz respeito à criação de referências úteis para comparação. É extremamente importante ter um conjunto de parâmetros nos modelos para os quais a dinâmica dos mercados financeiros artificiais é muito bem entendida. Um exemplo de ponto de referência que pode ser definido nos mercados financeiros artificiais é a convergência para uma situação de equilíbrio geral de expectativas racionais. Segundo LeBaron (2005), a existência de tal referência fortalece a confiabilidade dos mercados financeiros artificiais. Com isso, o comportamento dos mercados financeiros artificiais pode ser analisado, alterando-se seus parâmetros de configuração, ao redor de um estado estacionário de equilíbrio bem como distante deste estado. Finalmente, a dinâmica do processo de aprendizado pode ser interessante na vizinhança de um ponto de equilíbrio bem como longe dele.

2.6 – Mercados Financeiros Artificiais

Apesar de ser uma metodologia analítica recente, muitos mercados financeiros baseados em agentes têm sido criados, utilizando-se diferentes ferramentas computacionais e distintas configurações de modo a abordar questões relacionadas aos mercados financeiros. Os trabalhos de LeBaron (2005) e Hommes (2005) procuram mapear os diversos modelos baseados em agentes em finanças existentes, através da criação de categorizações. Os modelos apresentados são compostos de agentes heterogêneos e que adotam diferentes estratégias de negociação nos mercados financeiros. As categorias descrevem modelos mais simples, em que o

comportamento dos agentes é descrito por poucas regras de negociação, e modelos mais sofisticados, nos quais o comportamento dos agentes é descrito por grandes conjuntos de possíveis estratégias a serem adotadas nos mercados financeiros e que podem evoluir e se aperfeiçoar no decorrer tempo. Todos os modelos podem ser caracterizados como mercados financeiros artificiais, pois objetivam replicar o funcionamento dos mercados financeiros em sua totalidade.

Abaixo são apresentadas as principais categorias, de acordo com o trabalho de LeBaron (2005), bem como breve descrição dos principais modelos que compõem cada categoria. Neste sentido, o campo de estudos de Finanças Computacionais baseadas em Agentes pode ser mais bem compreendido:

- 1) **Modelos *Few-type***: Os modelos que fazem parte desta categoria são os primeiros mercados financeiros artificiais criados, que cuidadosamente analisam um pequeno número de simples estratégias adotadas pelos agentes para negociação de ativos. A vantagem do pequeno número de estratégias diz respeito à tratabilidade do modelos e em muitos casos esses modelos são mais analíticos do que computacionais. Muitos dos modelos que compõem esta categoria baseiam-se nos trabalhos de Frankel e Froot (1988), Kirman (1991) e De Grauwe et. al (1993). Nestes trabalhos, a população de participantes do mercado geralmente segue dois diferentes tipos de estratégias, amplamente conhecidas nos mercados: estratégia de negociação técnica e estratégia de negociação fundamental. Um exemplo que faz parte desta categoria é o trabalho de Kim e Markowitz (1989), no qual os autores estão interessados em analisar a instabilidade dos mercados financeiros e o impacto que as estratégias de negociação computadorizadas podem ter tido na crise da bolsa de valores dos EUA de 1987. Como resultado, os autores argumentam que a volatilidade de preços, o volume de negociação e a amplitude de mudanças extremas de preços dos ativos são amplificadas quando aumenta o número de agentes que adotam estratégias de negociação computadorizadas, tais como seguro de portfólio.
- 2) **Modelos *dinâmicos com aprendizado***: Os modelos baseados em agentes que compõem esta categoria são mais computacionais do que os modelos que compõem a sessão anterior. O pequeno conjunto de estratégias de negociação utilizadas pelos agentes é recolocado por grandes conjuntos de estratégias, que podem ser representadas por várias técnicas computacionais. Geralmente, os modelos possuem também uma configuração específica de referência que corresponderia a um estado de equilíbrio de expectativas racionais. O trabalho de Lettau (1997) é um exemplo desta categoria. O autor implementa um mercado financeiro artificial povoado por agentes heterogêneos dotados de capacidade de aprendizado, que é simples, transparente e fácil de entender. O foco principal deste trabalho é analisar se é possível e em que condições os agentes

são capazes de aprender e aprimorar suas estratégias de negociação até alcançar o estado de equilíbrio de expectativas racionais de referência. Para isso, a capacidade de aprendizado e adaptação dos agentes é representada através da utilização de um algoritmo genético. Outros exemplos desta categoria são os trabalhos de Arifovic (1996), Routledge (2001).

- 3) **Modelos *Many-types***: Os mercados financeiros artificiais que compõem esta categoria buscam o entendimento do comportamento agregado dos mercados financeiros pressupondo também a existência de grandes conjuntos de estratégias de negociação que podem ser adotadas pelos agentes, entretanto, esses modelos são mais complexos que os anteriores. Quais tipos de estratégias prevalecerão em um ambiente de negociação dinâmica é uma das questões cruciais nestes modelos. Como característica principal, estes mercados financeiros artificiais procuram construir uma ecologia dinâmica de estratégias de negociação e examinar sua coevolução ao longo do tempo. Um dos resultados a ser extraído destes modelos seria em que condições a evolução dos mercados financeiros tenderia a uma situação de equilíbrio, em conformidade com a Hipótese dos Mercados Eficientes. O Mercado de Ações Artificial Santa Fe (SF-ASM) é um dos principais exemplos desta categoria. Este modelo é descrito nos trabalhos de Arthur et. al. (1997) e LeBaron, Arthur e Palmer (1999). O objetivo básico deste mercado de ações artificial é entender o funcionamento de um mercado financeiro no qual o comportamento de negociação dos agentes evolui, onde diferentes estratégias de negociação competem umas com as outras. Também, este modelo procura analisar em que condições o mercado converge para um equilíbrio tratável de expectativas racionais e explorar a dinâmica do mercado financeiro artificial nos casos onde o equilíbrio não ocorre. Comparações dos resultados do modelo com séries de tempo financeiras reais são também realizadas. Vale ressaltar que o mercado SF-ASM tem sido base para outras explorações. O trabalho de Joshi, Parker e Bedau (2000) utiliza a mesma plataforma do mercado SF-ASM para análise das interações entre negociantes técnicos e fundamentalistas. A configuração do modelo de Chen e Yeh (2000) é similar ao SF-ASM, entretanto o aprendizado dos agentes é modelado através da metodologia conhecida como programação genética. Outros exemplos são os trabalhos de Raberto et. al. (2001), Beltratti e Margarita (1992), Chakrabarti e Roll (1999) e Welch (1992).
- 4) ***Calibragem***: Os modelos que compõem esta categoria enfatizam a replicação de muitos fatos estilizados presentes nos mercados financeiros e que contradizem a Hipótese dos Mercados Eficientes. O trabalho de Levy, Levy e Solomon (1994) é um exemplo deste tipo. Através da interação entre agentes heterogêneos com relação à adoção de estratégias de negociação, muitos fatos estilizados presentes nos mercados financeiros, tais como: grande volume de negociação e correlação positiva com

volatilidade dos preços e retornos dos ativos são explicados. O trabalho de Kirman e Teysiere (2001) é outro exemplo que é capaz de gerar persistente volatilidade de retorno dos ativos. Este modelo é composto por agentes que podem adotar estratégias de negociação técnica e fundamental e que podem alternar entre a adoção destas duas estratégias de acordo com processo de contágio presente no mercado financeiro artificial.

- 5) **Estimação e validação:** Alguns modelos têm buscado ajustar seus parâmetros de configuração aos dados financeiros reais, realizando assim um procedimento de estimação direto. Na maioria dos modelos, este é um procedimento custoso em termos de tempo de computação. Um exemplo desta categoria é o modelo de Winker e Gilli (2001). Cabe destacar que a replicação de características empíricas presentes nos mercados financeiros reais favorece a validação destes mercados financeiros artificiais como ferramentas analíticas.
- 6) **Outros mercados:** Esta última categoria apresentada por LeBaron (2005) compreende modelos que não se enquadram nas categorias anteriores. São trabalhos que procuram analisar as instituições de negociação de forma detalhada e também consideram a possibilidade de capacidade de aprendizado para os *market makers*. Estes modelos procuram enfatizar com detalhes os mecanismos de negociação e instituições presentes nos mercados financeiros, que são ignorados pelos trabalhos pertencentes às categorias anteriores. O trabalho de Rieck (1994) é um dos primeiros mercados financeiros baseados em agentes que especifica em detalhes o processo de negociação.

2.7 – O mercado de Ações Artificial Santa Fé (SF-ASM)

O mercado de ações artificial Santa Fe (SF-ASM) é um dos primeiros modelos baseados em agentes, cujo objetivo principal é a análise de um ambiente no qual o comportamento dos negociadores co-evolui ao longo do tempo. As estratégias de negociação adotadas pelos agentes são melhoradas, ou seja, os agentes aprendem a partir de suas ações. Para representar o aprendizado, o algoritmo genético é utilizado como ferramenta.

Segundo Arthur et al. (1997), este modelo analisa a interação de agentes heterogêneos que continuamente adaptam suas expectativas ao mercado que estas mesmas expectativas criam. Neste sentido, os agentes adaptam suas expectativas indutivamente em vez de dedutivamente.

A estrutura do modelo é baseada nos trabalhos de Bray (1982) e Grossman e Stiglitz (1980). Ele é neoclássico em sua estrutura, mas se diferencia por assumir agentes heterogêneos que formam suas expectativas indutivamente. O mercado é composto por N agentes que decidem compor seus portfólios através da aplicação em um ativo com risco, que paga um

dividendo estocástico, e um ativo livre de risco. Supõe-se que os agentes possuem idêntica aversão ao risco absoluta constante e função de utilidade da riqueza da seguinte forma:

$$U(W_{i,t}) = -e^{(-\lambda W_{i,t})} \quad (1)$$

em que $W_{i,t}$ é a riqueza do agente i no período t e λ corresponde ao nível de aversão ao risco.

O tempo é discreto e indexado por t e o horizonte é indefinido. O ativo livre de risco possui oferta infinitamente elástica e paga uma taxa de juros constante em cada período de tempo. O ativo com risco, uma ação, é emitida em N_s unidades e paga um dividendo que segue um processo estocástico exógeno não conhecido pelos agentes:

$$d_t = \bar{d} + \rho(d_{t-1} - \bar{d}) + \varepsilon_t \quad (2)$$

sendo \bar{d} o dividendo base, ε_t possui distribuição normal com média 0 e variância finita σ^2 e $0 < \rho < 1$.

Cada agente, em cada período de tempo, procura otimizar sua alocação entre o ativo com risco e o ativo livre de risco. Desta forma, o problema enfrentado em cada período de tempo seria a maximização da utilidade esperada de sua riqueza.

O portfólio de ativos financeiros de cada agente i em cada período de tempo t é composto por suas aplicações no ativo com risco e no ativo livre de risco:

$$W_{i,t} = x_{i,t}(p_t + d_t) + (1+r)(W_{i,t-1} - p_t x_{i,t}) \quad (3)$$

onde $W_{i,t}$ representa a riqueza do agente i no período t , $x_{i,t}$ representa a quantidade de ações demandada pelo agente i , p_t e d_t são respectivamente o preço e dividendo da ação no período t e r corresponde à taxa de juros do ativo livre de risco, considerada constante no decorrer do tempo.

Diante destas considerações, o problema de maximização da utilidade esperada da riqueza de cada agente pode assim ser descrito:

$$\begin{aligned} & \max E[U(W_{i,t+1})] \\ & s.a \\ & W_{i,t+1} = x_{i,t}(p_{t+1} + d_{t+1}) + (1+r)(W_{i,t} - p_t x_{i,t}) \end{aligned} \quad (4)$$

Como resultado do problema de maximização¹⁰, a quantidade de ações demandada pelo agente i que maximiza sua utilidade esperada da riqueza pode ser descrita da seguinte forma:

$$x_{i,t} = \frac{E_{i,t}(p_{t+1} + d_{t+1}) - p_t(1+r)}{\lambda \sigma^2_{i,t,p+d}} \quad (5)$$

onde $x_{i,t}$ corresponde a quantidade demandada de ações para cada agente. Sendo assim, a quantidade demandada de ações é então proporcional à diferença entre a expectativa dos agentes quanto ao preço e dividendo do próximo período com relação ao preço atual corrigido pela taxa de juros r e inversamente proporcional à medida de aversão ao risco absoluta (λ) e a variância percebida dos retornos ($\sigma^2_{i,t,p+d}$).

A quantidade demandada total no mercado deve ser igual à quantidade de ações disponível para negociação:

$$\sum_{i=1}^N x_{i,t} = N \quad (6)$$

Isto garante o equilíbrio do modelo e determina o preço de equilíbrio do ativo com risco.

A parte mais importante do modelo diz respeito à implementação do mecanismo de aprendizado e previsão. Esse mecanismo baseia-se em um sistema classificador de previsão¹¹ com o qual os agentes constroem suas previsões individuais de preços e dividendos futuros associando regras específicas de previsão às condições atuais do mercado. Segundo LeBaron (2005), no sistema classificador, os agentes podem usar ou ignorar qualquer parte de um conjunto pré-definido de informação em suas previsões. O objetivo dos agentes artificiais é construir previsões do preço e dividendo futuro do ativo com risco que serão utilizadas na função demanda definida acima.

Cada agente possui um conjunto de várias hipóteses ou regras de previsão. Estas regras podem ser aplicadas em todos os períodos de tempo ou em períodos específicos. Elas são monitoradas por uma medida de acurácia de previsão e somente as melhores regras são utilizadas pelos agentes. Decorridos vários períodos de tempo, essas regras são agrupadas, as piores regras são eliminadas e novas regras são adicionadas por meio de um algoritmo genético, que tenta combinar peças úteis de determinadas regras, criando novas.

No modelo, cada agente possui um conjunto de 100 regras de previsão que são associadas a estados do mercado financeiro artificial. Não existe interação entre os conjuntos de regras dos agentes, isto é, não existe possibilidade de imitação. As regras são compostas por duas partes

¹⁰ Para análise detalhada do problema de otimização, ver Apêndice 1.

¹¹ Esse sistema classificador é uma modificação do classificador ação-condição de Holland (1975), Holland, Holyoak, Nisbett e Thagard (1986).

definidas como “condição-previsão”. Segundo LeBaron et. al (1999), a idéia básica é que as regras se associarão à estados específicos do mercado que são criados endogenamente a partir da interação dos agentes.

São mapeados os seguintes estados do mercado, que compõem a parte de condição do sistema classificador e que podem ser definidos como fundamentais e técnicos:

Condition bits

Bit	Condition
1	Price * interest/dividend > 1/4
2	Price * interest/dividend > 1/2
3	Price * interest/dividend > 3/4
4	Price * interest/dividend > 7/8
5	Price * interest/dividend > 1
6	Price * interest/dividend > 9/8
7	Price > 5-period MA
8	Price > 10-period MA
9	Price > 100-period MA
10	Price > 500-period MA
11	On: 1
12	Off: 0

Fonte: LeBaron et al. (1999)

Os bits de condição do mercado podem ser preenchidos com os números 1, 0, ou # . O conjunto de regras dos agentes é composto por 100 diferentes combinações de estados de mercado, que ativam diferentes regras de previsão para os agentes. Desta forma, as regras do sistema classificador podem assim ser descritas: primeiro, o conjunto de bits que se associam a diferentes estados do mercado; segundo, uma previsão conectada às condições ativadas.

As regras de previsão dos agentes são construídas como função linear dos preços e dividendos correntes:

$$E_{i,t}(p_{t+1} + d_{t+1}) = a_j(p_t + d_t) + b_j \quad (7)$$

$$\sigma^2_{i,t,p+d} = \sigma_j^2 \quad (8)$$

Sendo assim, determinado estado do mercado ativa correspondente regra de previsão, que determina os parâmetros (a_j, b_j, σ_j^2) , que por sua vez determina a demanda dos agentes pelo ativo com risco. No início da simulação, estes parâmetros são definidos aleatoriamente, bem como os bits que correspondem aos estados do mercado.

Até este ponto, o conjunto de regras dos agentes é estático, isto é, não inclui a possibilidade de aprendizado por parte dos agentes. O aprendizado é possibilitado por meio da mudança do

conjunto de regras dos agentes através da implementação de um algoritmo genético. Este combina regras velhas com novas que competirão com a população de regras existente. Ele é implementado a cada k períodos de tempo de maneira diferenciada entre os agentes para que o aprendizado não ocorra para todos ao mesmo tempo.

As regras são selecionadas para rejeição ou persistência com base em uma medida de ajuste:

$$s_j = -(\sigma_j^2 + cB_j) \quad (9)$$

onde B_j é o número de bits não igual a # em uma regra e c é um custo por bit, fixado em 0,005 em todos os experimentos.

O aprendizado ocorre através da remoção de velhas regras e colocação de novas regras para substituí-las. Especificamente, as 20 piores regras são eliminadas e novas 20 regras são recolocadas. Essas novas regras são geradas por meio de dois tipos de procedimentos: cruzamento e mutação. No cruzamento, duas regras são selecionadas e partes destas são combinadas para a geração da nova regra. Na mutação, uma regra é escolhida e os valores atribuídos aos seus bits são recolocados de maneira aleatória.

Vale ressaltar que a implementação do algoritmo genético e a possibilidade de incorporação de aprendizado aos agentes é característica crucial deste modelo. A definição do parâmetro k , a quantidade de tempo que leva para o aprendizado ser ativado, é de fundamental importância. Em experimentos nos quais a velocidade de aprendizado dos agentes é mais rápida, vários fenômenos presentes em séries de tempo financeiras reais são apresentados pelo modelo¹². Em experimentos nos quais a velocidade de aprendizado é mais lenta, os resultados do modelo tendem a se igualar à um caso de equilíbrio de expectativas racionais.

¹² para análise detalhada dos resultados do modelo vide Arthur et al. (1997), LeBaron et al. (1999).

CAPÍTULO 3 – Finanças Comportamentais e Modelos Baseados em Agentes

3.1 – Introdução

Vários estudos apresentam evidências de que os investidores que atuam nos mercados financeiros possuem características comportamentais que se desviam dos pressupostos de racionalidade colocados pela Hipótese dos Mercados Eficientes. Várias anomalias empíricas que são observadas nestes mercados desafiam a abordagem tradicional de finanças e são explicadas, pela abordagem de Finanças Comportamentais, por vieses comportamentais presentes no processo de tomada de decisão dos investidores.

A Hipótese dos Mercados Eficientes (HME), baseada na definição de Fama (1970), de que os preços dos ativos refletem plenamente toda a informação disponível nos mercados, tornou-se a proposição central da teoria tradicional de Finanças. Sob este enfoque, os investidores não podem obter retornos acima da média nos mercados financeiros sem exposição a maiores riscos. Para dar suporte a esta tese central, os modelos tradicionais de finanças pressupõem que os indivíduos que interagem nos mercados financeiros são plenamente racionais e maximizadores da utilidade esperada de sua riqueza. Como resultado, a simplificação do comportamento individual na forma de um agente representativo homogêneo, plenamente racional, tornou-se de extrema importância para a área de finanças.

Em contraposição à esta abordagem, psicólogos e cientistas comportamentais têm documentado evidências de que os investidores que interagem nos mercados financeiros não se comportam segundo os pressupostos de racionalidade colocados pela HME; os indivíduos violam sistematicamente os princípios da teoria da utilidade esperada, aprendizado Bayesiano e teoria das expectativas racionais¹³.

O desenvolvimento recente de ferramentas de modelagem computacional e inteligência artificial tem estimulado a criação de modelos de simulação computacional que buscam a análise de fenômenos complexos em economia, baseados na interação de agentes autônomos com diferentes características comportamentais. Dentre essas ferramentas computacionais, destacam-se as técnicas de modelagem baseada em agentes¹⁴, as quais, aplicadas à área de finanças, permitem a exploração de comportamentos heterogêneos de agentes econômicos nos mercados financeiros. Várias das evidências empíricas que contradizem a Hipótese dos Mercados Eficientes, tais como: bolhas, movimentos especulativos, crises financeiras, excesso

¹³Para uma introdução à Finanças Comportamentais, vide Shleifer (2000), Barberis e Thaler (2005).

¹⁴ Para uma introdução às técnicas de modelagem baseada em agentes, vide Macal e North (2005) e Macal e North (2006).

de volatilidade dos preços dos ativos e volume de negociações em relação aos valores fundamentais, podem ser explicadas através destes modelos¹⁵.

Sendo assim, os modelos baseados em Agentes podem contribuir consideravelmente para o estudo de Finanças Comportamentais à medida que os vieses psicológicos descritos por essa abordagem possam ser modelados e analisados computacionalmente. Segundo Bertella e Teixeira (2011), duas questões chaves podem ser respondidas: primeiro, de que forma os vieses comportamentais se mantêm sob agregação, e segundo, quais tipos de vieses sobrevivem em um ambiente co-evolucionário. Vale destacar que os modelos baseados em agentes aplicados à finanças são eles próprios modelos comportamentais, pois os agentes são limitados racionalmente e geralmente seguem regras pré-estabelecidas ou apreendidas com a prática. Entretanto, a maioria dos modelos criados até então diverge dos modelos de finanças comportamentais por assumirem preferências relativamente convencionais dos agentes.

Neste sentido, o presente capítulo tem por objetivo a criação de um modelo baseado em agentes, no qual estes possuem determinado viés comportamental em seu processo de tomada de decisão, em conformidade com o enfoque de Finanças Comportamentais. Com isso, através desta metodologia analítica recente, são analisados quais são os impactos sobre o mercado financeiro decorrentes do viés comportamental incorporado aos agentes.

O capítulo é estruturado da seguinte maneira: a primeira seção descreve a estrutura do modelo baseado em agentes; na seção seguinte, é apresentado o modo como as expectativas dos agentes são determinadas; a terceira seção apresenta outros detalhes de implementação do modelo; a quarta seção descreve o viés comportamental que os agentes possuirão em seu processo de tomada de decisão; a partir daí, são apresentados os resultados das simulações computacionais realizadas que possibilitam a análise do comportamento agregado do mercado financeiro, quando a interação de agentes heterogêneos que possuem determinado viés comportamental é considerada; a última seção apresenta as considerações finais.

3.2 – A Estrutura do Modelo

Para que a simulação da interação de agentes heterogêneos nos mercados financeiros seja possível, um mercado acionário artificial deve ser criado. Segundo LeBaron (2005), a construção de um mercado financeiro artificial baseado em agentes envolve várias questões de *design*, sendo que estas compõem o ambiente de negociação de tais mercados.

O mercado acionário artificial criado neste trabalho possui uma estrutura básica comum à maioria dos modelos baseados em agentes em finanças. Ele constitui-se em um ambiente no qual N agentes decidem entre duas opções de aplicação de sua riqueza: 1) a aquisição de um

¹⁵ Para uma introdução à Finanças Computacionais baseada em Agentes, vide LeBaron (2005) e Hommes (2005).

ativo com risco, isto é, uma ação dividida em n unidades que paga um dividendo estocástico d_t ; 2) um título livre de risco, que paga uma taxa constante de juros r e possui oferta infinitamente elástica. O tempo é discreto e indexado por t e o horizonte de tempo é especificado de acordo com os experimentos realizados.

O dividendo d_t pago pela ação em cada período de tempo é gerado por um processo estocástico exógeno idêntico aos trabalhos de Arthur et al. (1997) e LeBaron et al (1999)¹⁶, um processo autorregressivo de primeira ordem AR(1), conhecido como processo Ornstein-Uhlenbeck¹⁷, como segue:

$$d_t = \bar{d} + \rho(d_{t-1} - \bar{d}) + \varepsilon_t \quad (10)$$

sendo \bar{d} o dividendo base, ε_t possui distribuição normal com média 0 e variância finita σ^2 e $0 < \rho < 1$.

Os agentes possuem idêntica Aversão ao Risco Absoluta e Constante (CARA) e função de utilidade da riqueza da seguinte forma:

$$U(W_{i,t}) = -e^{(-\lambda W_{i,t})} \quad (11)$$

em que $W_{i,t}$ é a riqueza do agente i no período t e λ corresponde ao nível de aversão ao risco.

Neste modelo, cada agente procura otimizar sua alocação entre o ativo com risco e o ativo livre de risco. Desta forma, o problema enfrentado por cada agente em cada período de tempo seria a maximização da utilidade esperada de sua riqueza¹⁸.

O portfólio de ativos financeiros de cada agente i em cada período de tempo t é composto por suas aplicações no ativo com risco e no título livre de risco.

Cada agente i possui o mesmo valor de riqueza inicial W_0 . Nos demais períodos, o valor da riqueza total do agente i no período t é determinado como abaixo:

$$W_{i,t} = x_{i,t}(p_t + d_t) + (1+r)(W_{i,t-1} - p_t x_{i,t}) \quad (12)$$

¹⁶ Os trabalhos de Arthur et al (1997) e LeBaron et al (1999) apresentam a criação e análise do mercado de ações artificial do Instituto Santa Fe (SF-ASM). Este modelo tornou-se a base para muitos outros modelos baseados em agentes posteriores, que utilizam diferentes ferramentas de inteligência artificial para modelagem do raciocínio dos agentes. O trabalho de Ehrentreich (2007) também descreve de forma detalhada a implementação deste modelo.

¹⁷ Em matemática, o processo Ornstein-Uhlenbeck é um processo estocástico que descreve a velocidade de uma partícula Browniana sólida sob a influência de fricção. O processo é estacionário, Gaussiano e Markoviano. Ao longo do tempo, o processo tende a retornar à sua média de longo prazo, Tal processo é chamado de reversão à média.

¹⁸ Inicialmente, a estrutura do modelo pressupõe um quadro neoclássico, pois as preferências dos agentes seguem um arcabouço convencional. Mais adiante, quando especificado o processo de formação de expectativas dos agentes, a heterogeneidade comportamental é considerada através de diferentes regras de formação de expectativas. Também quando especificados os vieses comportamentais a serem considerados, o modelo será diferenciado.

onde $W_{i,t}$ representa a riqueza do agente i no período t , $x_{i,t}$ representa a quantidade de ações demandada pelo agente i , p_t e d_t são respectivamente o preço e dividendo da ação no período t e r corresponde à taxa de juros do ativo livre de risco, considerada constante no decorrer do tempo.

Diante destas considerações, o problema de maximização da utilidade esperada da riqueza de cada agente pode assim ser descrito:

$$\begin{aligned} & \max E[U(W_{i,t+1})] \\ & \text{s.a} \\ & W_{i,t+1} = x_{i,t}(p_{t+1} + d_{t+1}) + (1+r)(W_{i,t} - p_t x_{i,t}) \end{aligned} \quad (13)$$

Considerando a função utilidade da riqueza definida em (2) e supondo que as expectativas dos agentes quanto ao preço e dividendo da ação para o próximo período são normalmente distribuídas com média $E_{i,t}(p_{t+1} + d_{t+1})$ e variância $\sigma_{i,t,p+d}^2$, a função utilidade esperada da riqueza decorrente desta função utilidade pode ser escrita com base na média e variância dos possíveis resultados. Com isso, segundo Varian (1992, p.189):

$$E[U(W_{i,t+1})] = -\int e^{-\lambda W_{i,t+1}} f(W_{i,t+1}) dw = -e^{-\lambda \left[E(W_{i,t+1}) - \lambda \frac{\sigma^2}{2} \right]} \quad (14)$$

Como resultado do problema de maximização¹⁹, a quantidade de ações demandada pelo agente i que maximiza sua utilidade esperada da riqueza pode ser descrita da seguinte forma:

$$x_{i,t} = \frac{E_{i,t}(p_{t+1} + d_{t+1}) - p_t(1+r)}{\lambda \sigma_{i,t,p+d}^2} \quad (15)$$

onde $x_{i,t}$ corresponde a quantidade demandada de ações para cada agente.

A quantidade demandada de ações é então proporcional à diferença entre a expectativa dos agentes quanto ao preço e dividendo do próximo período com relação ao preço atual corrigido pela taxa de juros r e inversamente proporcional à medida de aversão ao risco absoluta (λ) e a variância percebida dos retornos ($\sigma_{i,t,p+d}^2$).

A variância percebida dos retornos, $\sigma_{i,t,p+d}^2$, é descrita como:

¹⁹ Para análise detalhada do problema de otimização, ver Apêndice 1.

$$\sigma^2_{i,t,p+d} = (1-\theta)\sigma^2_{i,t-1,p+d} + \theta[p_t + d_t - E_{i,t-1}(p_t + d_t)]^2 \quad (16)$$

em que o parâmetro θ determina o peso colocado sobre o erro quadrado mais recente em contraposição ao peso colocado sobre os erros quadrados passados. Este parâmetro é de fundamental importância, pois quanto mais peso os agentes dão aos desvios recentes, mais propensos à ruídos estes agentes serão e mais voláteis serão suas negociações.

Determinada a quantidade ótima de ações demandada pelo agente i em cada período de tempo, o mecanismo de determinação do preço de mercado é descrito como segue, em conformidade com os trabalhos de Chen e Yeh (2001) e Farmer e Joshi (2002).

Seja $b_{i,t}$ o número de ações que o agente i quer comprar no período t , e $o_{i,t}$ o número de ações que o agente i quer vender no período t . Então:

$$b_{i,t} = \begin{cases} x_{i,t} - x_{i,t-1}, & x_{i,t} \geq x_{i,t-1} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (17)$$

e

$$o_{i,t} = \begin{cases} x_{i,t-1} - x_{i,t}, & x_{i,t} < x_{i,t-1} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (18)$$

Sendo assim, seja:

$$B_t = \sum_{i=1}^N b_{i,t} \quad (19)$$

e

$$O_t = \sum_{i=1}^N o_{i,t} \quad (20)$$

serem os totais das quantidades demandadas e ofertadas de ações no mercado no período de tempo t , ou seja, os totais das ordens de compra e venda de ações no mercado.

Com isso, a determinação do preço de mercado da ação no período de tempo t é realizada por meio de um ajuste de preço em função do excesso de demanda de ações. Em conformidade com o trabalho de Farmer e Joshi (2002), aqui derivamos uma função denominada de impacto de mercado para o ajustamento do preço da ação. O formato desta função permite que o preço de mercado seja sempre positivo:

$$p_t = p_{t-1} e^{(B_t - O_t) / \beta} \quad (21)$$

O parâmetro β neste caso representa um fator de escala que normaliza o excesso de demanda no mercado de ações e é considerado como um fator que ameniza as flutuações de mercado.

A taxa de retorno sobre as ações no mercado financeiro artificial é composta de dois elementos:

- 1) Ganhos de Capital: O preço da ação é determinado coletivamente por todos os investidores, através do confronto entre oferta e demanda total no mercado.
- 2) Dividendos: que são distribuídos pela empresa em cada período de tempo, conforme a equação (1) descrita acima.

Com isso,

$$H_t = \frac{p_t - p_{t-1} + d_t}{p_{t-1}} \quad (22)$$

em que H_t descreve a taxa de retorno global da ação no período t .

3.3 – Formação de Expectativas e Estratégias de Negociação

Os modelos baseados em agentes têm como característica essencial a possibilidade de criação de diferentes métodos de formação de expectativas e estratégias de negociação que podem ser adotados por diferentes grupos de agentes. Vale ressaltar que, em muitos modelos baseados em agentes, as estratégias de negociação adotadas podem evoluir e se aprimorar através da utilização de ferramentas de inteligência artificial, tais como: Algoritmo Genético, Lógica Fuzzy, Redes Neurais, de modo que o comportamento dos agentes nos mercados financeiros se torne cada vez mais condizente com a realidade.

Neste trabalho, o modo como os agentes formam suas expectativas quanto ao preço e dividendo futuro da ação é realizado por regras fixas pré-determinadas. Segundo LeBaron (2005), esse método é amplamente utilizado nos primeiros mercados financeiros artificiais, denominados, com o intuito de categorização, como modelos “*few-types*”. Os poucos trabalhos que, recentemente, tem por objetivo a junção entre as abordagens de Finanças Comportamentais e Modelos baseados em Agentes realizam essa simplificação inicial para facilitar a análise específica do viés psicológico sobre o comportamento agregado do mercado.

Sendo assim, são definidos quatro tipos de regras que podem ser adotadas pelos agentes para a formação de suas expectativas quanto ao preço e dividendo futuro da ação negociada no mercado ($E_{i,t}(p_{t+1} + d_{t+1})$). Os agentes podem ser caracterizados, de acordo com as regras adotadas, como fundamentalistas e grafistas, sendo que os agentes grafistas podem ser

subdivididos em três grupos, baseados no comprimento da memória utilizada para determinação de suas expectativas. É importante destacar que a interação de diferentes grupos de agentes adotando distintas regras comportamentais por si só gera interessantes resultados quanto ao comportamento agregado do mercado, que serão apresentados posteriormente.

Abaixo são descritas com maiores detalhes as regras de formação de expectativas que podem ser adotadas pelos agentes.

Fundamentalistas

Os agentes fundamentalistas estimam o valor futuro da ação através do modelo de fluxo de dividendos futuros descontados (modelo de Gordon), como no trabalho de Lovric (2011). Esta estratégia de negociação implica que a previsão do valor futuro do ativo com risco baseie-se em seu valor fundamental, o dividendo pago pela ação.

Em primeiro lugar, os agentes observam o valor do dividendo pago no período atual e com base neste valor prevêm que o dividendo futuro da ação crescerá a uma taxa constante:

$$E(d_{t+1}) = d_t(1 + g) \quad (23)$$

sendo g a taxa de crescimento do dividendo.

Com base no modelo de fluxo de dividendos futuros descontados, a expectativa com relação ao preço futuro da ação pode assim ser definida:

$$E(p_{t+1}) = \frac{d_t(1 + g)}{k - g} \quad (24)$$

sendo que k refere-se à taxa de desconto do fluxo de dividendos futuros.

Essas equações acima determinam então o valor de $E_{i,t}(p_{t+1} + d_{t+1})$ que, por sua vez, é importante para a determinação da quantidade ótima de ações para cada agente i em cada período de tempo.

Grafistas

Os agentes grafistas prevêm o preço e dividendo futuro do ativo com risco baseados na crença de que as mudanças de preços são inerciais, isto é, se o preço da ação recentemente tem aumentado, os agentes esperarão que o preço futuro da ação subirá e vice-versa.

A definição deste tipo de regra de previsão segue o trabalho de Takahashi e Terano (2003), em que são definidos três tipos de agentes grafistas, diferenciados pelo comprimento da memória de análise dos preços passados para previsão futura.

A expectativa quanto ao preço futuro da ação é assim descrita:

$$E(p_{t+1}) = p_{t-1}(1 + a_{t-m})^2 \quad (25)$$

A expectativa quanto ao dividendo futuro da ação é assim descrita:

$$E(d_{t+1}) = d_{t-1}(1 + a_{t-m}) \quad (26)$$

As regras de previsão são diferenciadas então de acordo com o comprimento de memória m :

- quando $m = 1$, $a_{t-1} = (p_{t-1} / p_{t-2} - 1)$
- quando $m = 5$, $a_{t-5} = 1/5 \sum_{m=1}^5 (p_{t-1} / p_{t-m-1} - 1)$
- quando $m = 10$, $a_{t-10} = 1/10 \sum_{m=1}^{10} (p_{t-1} / p_{t-m-1} - 1)$

3.4 – Seqüência de Eventos e outros detalhes de implementação

Definidos os principais blocos constituintes do mercado financeiro artificial, as simulações computacionais se desenvolvem como a seguir.

Em primeiro lugar, o mercado financeiro artificial é implementado através do *software* chamado *Plataform LSD (Laboratory for Simulation Development)*, http://www.labsimdev.org/Joomla_1-3/, uma plataforma para o desenvolvimento, uso e distribuição de simulações computacionais, baseado em linguagem de programação C++. Este software cria simulações em tempo discreto, expressando os resultados como séries de valores para cada variável do modelo, sendo adequado para implementação de modelos baseados em agentes.

As simulações computacionais seguem os seguintes passos:

- 1- No início de cada período t , o valor do dividendo d_t é gerado e torna-se disponível;
- 2- Os agentes então definem suas previsões relacionadas ao preço e dividendo da ação do próximo período ($E_{i,t}(p_{t+1} + d_{t+1})$). Os agentes podem ser fundamentalistas e grafistas de acordo com as regras que eles adotam para determinação de suas previsões;
- 3- Definidas as expectativas quanto ao preço e dividendo futuro da ação, a quantidade de ações demandada pelos agentes no período t (equação (15)) é definida;

- 4- De acordo com as equações (17) e (18), as ordens de compra e venda de ações pelos agentes são determinadas;
- 5- As ordens de compra e venda de ações são somadas no mercado;
- 6- O preço de mercado da ação é então ajustado pela equação (21), em função do excesso de demanda de ações no mercado;
- 7- Definido o preço de mercado da ação no período t , o portfólio de ativos dos agentes é atualizado, bem como o nível de riqueza no período corrente. A equação (16), referente à variância percebida dos retornos também é atualizada, para utilização no período seguinte. As séries de informações referentes ao comportamento agregado do mercado e também referentes ao comportamento individual dos agentes são gravadas para análise posterior.

Em todos os experimentos realizados, o mercado financeiro artificial é composto de 100 agentes, os quais poderão ser definidos arbitrariamente como fundamentalistas e grafistas. Também, a quantidade de ações pode ser fracionada entre os agentes. As simulações computacionais são executadas por 5000 períodos de tempo e os valores dos parâmetros iniciais são definidos e apresentados de acordo com cada experimento realizado.

Restrições adicionais são colocadas quanto à quantidade de ações demandada pelos agentes. Estes podem demandar no máximo 5 ações cada um em cada período de tempo. Também é permitida a venda de ações a descoberto (*short selling*) com limite máximo de 5 ações. Essas restrições são comuns nos mercados financeiros artificiais para que a replicação de resultados seja mais realista.

Além disso, a quantidade de ações negociada pelos agentes também é restrita pela quantidade de recursos disponível para compra. As ordens de compra de ações emitidas são restritas pela riqueza disponível para compra de ações. Seja $C_{i,t} = W_{i,t-1} - x_{i,t-1}P_{t-1}$ a quantidade de recursos dos agentes, aplicada no ativo livre de risco no período anterior, disponível para compra de ações no período t . Seja $b_{i,t} = x_{i,t} - x_{i,t-1}$, uma ordem de compra de ações. Se $b_{i,t}P_{t-1} > C_{i,t}$, isto é, a ordem de compra for maior que a disponibilidade de recursos para compra, então, $b_{i,t} = \frac{C_{i,t}}{P_{t-1}}$, a quantidade máxima de ações que o agente pode comprar.

Outro detalhe de implementação do modelo diz respeito ao comportamento dos agentes nos primeiros períodos de tempo da simulação. Os agentes grafistas necessitam de preços passados de m períodos anteriores para definir suas previsões relacionadas ao preço e dividendo futuro da ação. Por isso, é necessário que decorram alguns períodos de tempo de simulação para que as séries de preços passados estejam disponíveis para previsão. Duas soluções são possíveis. A primeira é definir os preços dos períodos anteriores através de algum processo estocástico, antes do início da simulação, criando inicialmente uma memória para os agentes grafistas. Outra

solução, aplicada no presente trabalho, é permitir que nos primeiros períodos da simulação todos os agentes utilizem a mesma regra de formação de expectativas, ou seja, todos sejam fundamentalistas. A partir de certo período de tempo, suficiente para que uma série de m preços passados tenha sido completada, os agentes se diferenciariam em fundamentalistas e grafistas.

3.5 – Excesso de Confiança e Viés da Auto-atribuição

Segundo Barberis e Thaler (2005), os estudos relacionados a Finanças Comportamentais podem ser divididos em dois blocos: 1) trabalhos que procuram mostrar que as operações de arbitragem nos mercados financeiros não são perfeitas, isto é, nem sempre são eficazes para fazer com que os preços dos ativos permaneçam atrelados aos seus valores fundamentais; 2) trabalhos relacionados à psicologia cognitiva ou psicologia do agente decisório, que procuram demonstrar que os agentes cometem erros sistemáticos em condições de incerteza, ou seja, os agentes se desviam dos pressupostos neoclássicos relacionados à maximização de utilidade, preferências estáveis, processamento ótimo de informações, etc.

O excesso de confiança é considerado um viés de julgamento relacionado à psicologia cognitiva do agente decisório e tem recebido grande atenção em estudos financeiros. Segundo Kahneman e Riepe (1998), decisões financeiras são feitas em situações de alta complexidade e incerteza, fazendo com que os agentes confiem em regras fixas de tomada de decisão e principalmente em sua própria intuição. Neste sentido, o excesso de confiança pode afetar as decisões de investimento, fazendo com que riscos não conhecidos sejam suportados, resultados não antecipados sejam experimentados e negociações sem justificativas sejam realizadas.

Os trabalhos relacionados à psicologia dos agentes apresentam extensiva evidência de que as pessoas apresentam excesso de confiança em suas habilidades e na precisão de seus conhecimentos²⁰. Como exemplo, segundo Aldrighi e Milanez (2005), evidências experimentais relatam que em uma amostra na qual os indivíduos devem apontar os limites de variação de alguma variável com um nível de confiança de 90%, em apenas 70% das vezes mencionam faixas que incluem o valor correto. Também, segundo Barberis e Thaler (2005), os agentes tendem a subestimar a atribuição de probabilidades, ou seja, eventos que as pessoas acreditam estarem certas da ocorrência acontecem de fato somente 80% das vezes e eventos que elas acreditam serem impossíveis de acontecer acontecem cerca de 20% das vezes.

Odean (1999) argumenta que existem razões para se esperar que os agentes que negociam ativamente nos mercados financeiros sejam mais confiantes em suas capacidades de investimento do que a população geral. Os investidores bem sucedidos no passado podem

²⁰ Podem ser citados trabalhos relacionados à Finanças Comportamentais que apresentam excesso de confiança como viés de julgamento: Kahneman e Riepe (1998), Barberis e Thaler (2005), Aldrighi e Milanez (2005), entre outros.

sobreavaliar o grau em que eles foram responsáveis por seus resultados positivos, aumentando assim o excesso de confiança em suas próprias habilidades²¹. Como resultado, os agentes podem ter crenças irrealistas com relação aos lucros resultantes da negociação de ativos e realizar transações nas quais os lucros esperados são insuficientes para cobrir os custos de negociação. Os agentes muito confiantes sobrestimam a precisão de seus sinais de informação, sendo que, na maioria das vezes, acreditam possuírem informação relevante quando de fato eles não possuem nenhuma informação.

De acordo com os trabalhos de Lovric (2011) e Takahashi e Terano (2003), o excesso de confiança tem sido considerado, em estudos teóricos e computacionais, como “*miscalibration*” ou erro de calibração, isto é, a sobrestimação da precisão de sua própria informação. Sendo assim, do mesmo modo que nestes trabalhos o excesso de confiança é considerado aqui como um erro de calibração, modelado como a subestimação da variância do retorno da ação.

No modelo, dada a variância percebida do retorno da ação descrita pela equação (16), criou-se então, um coeficiente de confiança que, multiplicado à variância percebida dos retornos, caracteriza a sua subestimação:

$$\hat{\sigma}_{i,t,p+d}^2 = oc_{i,t} \times \sigma_{i,t,p+d}^2 \quad (27)$$

O coeficiente oc representa então o nível de confiança dos agentes. Quando $oc = 1$, o agente possui um nível de confiança neutro, pois a variância do retorno da ação não é subestimada. Quando $oc > 1$, o agente é pouco confiante, a variância do retorno da ação é sobrestimada. Quando $0 \leq oc < 1$, o agente é muito confiante, a variância do retorno da ação é subestimada, ou seja, os agentes confiam demais em suas previsões com relação ao retorno esperado da ação.

Além disso, supõe-se que o nível de confiança dos agentes evolua durante o tempo de simulação. Segundo Odean (1999), o excesso de confiança de agentes bem sucedidos pode ser reforçado pelo “*self-attribution bias*” (viés da auto-atribuição), isto é, a crença de que seu sucesso nas negociações é decorrente de suas próprias habilidades.

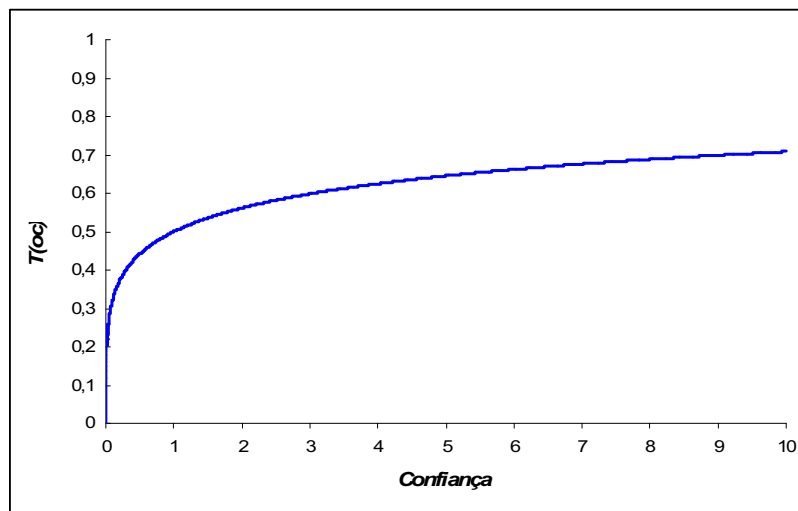
Como no trabalho de Lovric (2011), a atualização do nível de confiança dos agentes é baseada no sucesso de suas previsões. Para que essa atualização seja realizada, em primeiro lugar, o coeficiente de confiança oc é mapeado, a partir do intervalo $oc \in [0, \infty[$, em um intervalo mais conveniente, $C \in [0, 1]$. Para isso, utiliza-se a função de transformação T :

$$T(oc_{i,t}) = 1 - 2^{(-oc_{i,t})^{1/4}} = C_{i,t} \quad (28)$$

²¹ O trabalho de Odean (1998) desenvolve um modelo que procura analisar a relação existente entre excesso de confiança e volume de negociação.

O gráfico abaixo ilustra a função de transformação utilizada para mapear o coeficiente de confiança dos agentes.

Gráfico 4 – Função de Transformação para mapeamento do coeficiente de confiança



Fonte: Elaboração própria

A função de transformação $T(.)$ é definida de modo que o nível de confiança neutro ($oc_{i,t} = 1$) é mapeado no ponto médio da função de transformação ($C_{i,t} = 0,5$). Sendo assim, a metade superior do gráfico representa os agentes poucos confiantes, aqueles que sobrestimam a variância percebida do retorno do ativo com risco e a metade inferior do gráfico representa os agentes muito confiantes, aqueles que subestimam a variância percebida dos retornos.

Após a transformação dos níveis de confiança dos agentes para o intervalo $C \in [0,1]$, estes níveis são atualizados de acordo com a seguinte regra:

$$\begin{aligned} \text{Se } |E_{i,t-1}(p_t + d_t) - p_t - d_t| < 2 \cdot oc_{i,t} \cdot \sigma_{i,t,p+d}, \text{ então } C_{i,t+1} = C_{i,t} \cdot \bar{a} \\ \text{do contrário } C_{i,t+1} = C_{i,t} \cdot \bar{b} \end{aligned} \quad (29)$$

em que $\sigma_{i,t,p+d}$ corresponde ao desvio padrão percebido do retorno da ação. Se a diferença entre o retorno esperado da ação e o retorno efetivamente realizado está dentro do intervalo de confiança definido pelos agentes, então o nível de confiança dos agentes é aumentado pelo parâmetro \bar{a} , do contrário, os agentes se tornam menos confiantes e $C_{i,t}$ é multiplicado pelo parâmetro \bar{b} .

Vale ressaltar que $\bar{b} > 1$ e $0 < \bar{a} < 1$. Também é possível que a atualização do nível de confiança dos agentes seja viesada, por exemplo, o nível de confiança pode aumentar mais para boas previsões do que decrescer para previsões ruins. Um exemplo do viés de auto-atribuição não viesado ocorre quando $1 - \bar{a} = \bar{b} - 1$, sendo, $\bar{a} = 0,99$ e $\bar{b} = 1,01$.

Depois de atualizado o nível de confiança dos agentes, $C_{i,t+1}$ é mapeado no intervalo original $[0, \infty[$, através da inversa da função de transformação:

$$oc_{i,t+1} = T^{-1}(C_{i,t+1}) = \left(\frac{\ln(1 - C_{i,t+1})}{\ln 0,5} \right)^4 \quad (30)$$

3.6 – Resultados e Discussão

Nesta seção, são apresentadas as simulações computacionais e a discussão dos resultados. As simulações procuram explorar diferentes configurações do modelo com o intuito de analisar o impacto sobre o mercado financeiro artificial, resultante da interação de agentes que possuam determinado viés psicológico em seu processo de tomada de decisões, tal qual apresentado pela abordagem de Finanças Comportamentais. Uma especificidade dos modelos baseados em agentes é a geração de séries de dados que podem ser analisados estatisticamente.

Vários trabalhos empíricos afirmam que as séries de tempo financeiras apresentam características empíricas peculiares, denominadas de fatos estilizados e também de anomalias financeiras. Esses fatos estilizados podem ser definidos como um conjunto de propriedades estatísticas presentes nas séries de tempo financeiras que independem de quais ativos são analisados ou quais períodos de tempo são utilizados para essas estimativas.

Uma das séries financeiras mais relevantes é a série de retornos dos ativos negociados. A análise estatística da série de retornos se justifica pela ausência de efeitos de escala, o que favorece a busca por propriedades universais. A definição correta da distribuição de probabilidades da série de retornos de um ativo financeiro pode contribuir consideravelmente para a definição das chances de ganhos e perdas obtidos através de aplicações financeiras em ativos com risco.

Em primeiro lugar, a tabela abaixo apresenta a atribuição de valores aos parâmetros do modelo. A especificação dos valores iniciais tomou por base as configurações realizadas em vários mercados financeiros artificiais pesquisados, dentre os quais, destacam-se os trabalhos de Arthur et al. (1997), Lovric (2011) e Farmer e Joshi (2002). Em todos os experimentos realizados, são mantidos os mesmos valores iniciais atribuídos aos parâmetros. Uma única observação diz respeito aos dois últimos parâmetros, que são utilizados somente nos casos em

que a interação entre agentes com excesso de confiança no mercado é considerada. Nos demais casos, esses parâmetros são iguais a 1.

Tabela 1 – Atribuição de valores aos parâmetros gerais.

Parâmetros	Valores
<i>Numero de Agentes</i>	100
\bar{d}	4
d_{t-1}	4
ρ	0,95
<i>média ε_t</i>	0
<i>var ε_t</i>	0,0742
p_{t-1}	20
r	0,10
β	2000
λ	0,5
$W_{t-1,i}$	100
$E_{i,t-1}(p_{t+1} + d_{t+1})$	22
$\sigma^2_{i,t-1,p+d}$	4
$x_{i,t-1}$	1
g	0,015
k	0,25
θ	0,01
$oc_{i,t-1}$	1
\bar{a}	0,95
\bar{b}	1,05

Fonte: Elaboração própria para programação do modelo computacional

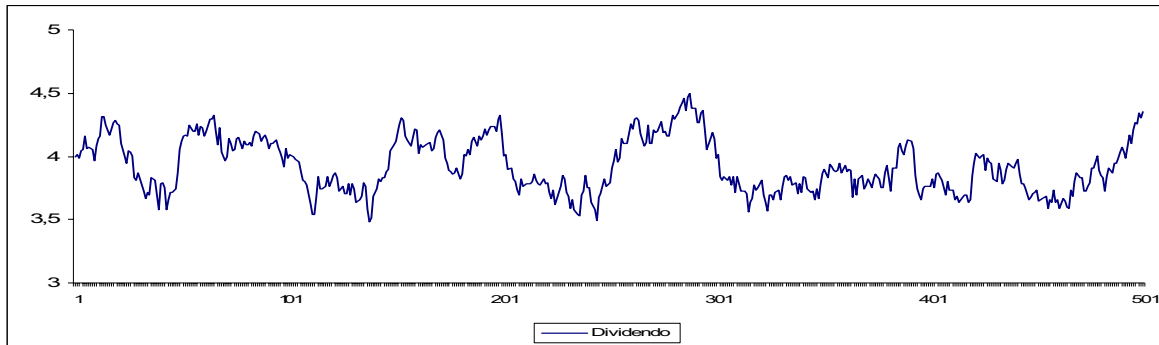
As simulações são feitas como segue: a) no primeiro experimento todos os agentes são fundamentalistas; b) no segundo experimento a presença de agentes grafistas no mercado é considerada e sua participação aumenta progressivamente em 25%; c) no terceiro experimento a heterogeneidade comportamental dos agentes é considerada, sendo que o mercado é composto por 25 agentes fundamentalistas, 25 agentes grafistas com $m=1$, 25 agentes grafistas com $m=5$ e 25 agentes grafistas com $m=10$; d) o quarto experimento refere-se ao anterior com a inclusão do excesso de confiança aos agentes presentes no mercado. Os experimentos são empreendidos com o intuito didático de exploração dos resultados do modelo.

No primeiro experimento, em que todos os agentes são fundamentalistas, a mesma regra de formação de expectativas é adotada, o modelo de fluxo de dividendos descontados. Este é considerado um caso de referência e servirá para comparação com as demais simulações. Os agentes são considerados homogêneos e precificam o ativo com risco através de seu valor fundamental. Como todos são idênticos, a negociação de ativos entre eles é nula, pois todos

adotam a mesma estratégia em todos os períodos de tempo, isto é, todos ofertam ou demandam ativos ao mesmo tempo.

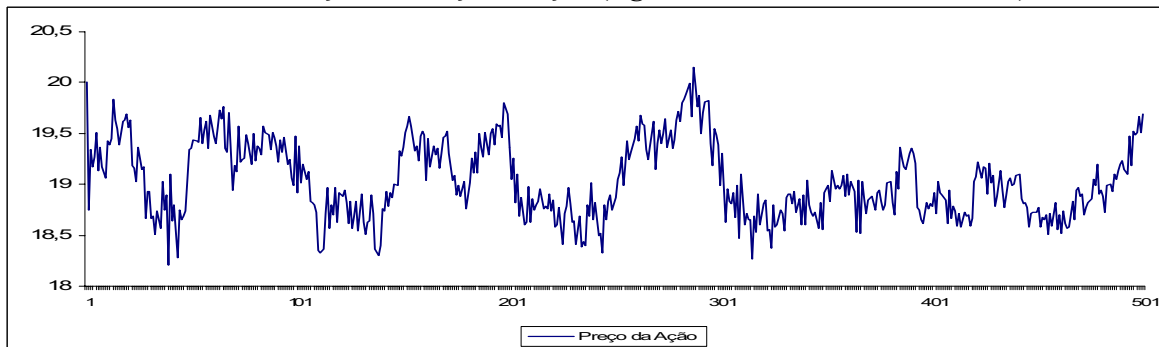
Os gráficos abaixo apresentam os resultados da simulação:

Gráfico 5 – Evolução do Dividendo Pago pela Ação (Agentes 100% Fundamentalistas)



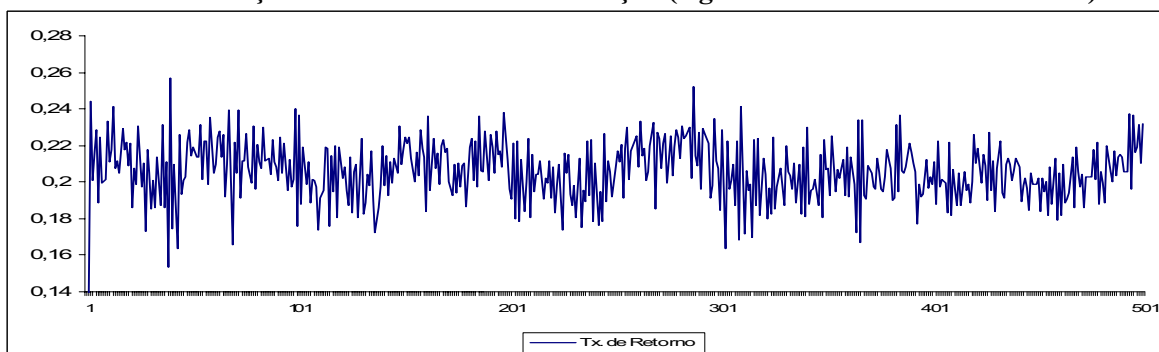
Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da simulação computacional.

Gráfico 6 – Evolução do Preço da Ação (Agentes 100% Fundamentalistas)



Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da simulação computacional.

Gráfico 7 – Evolução da Taxa de Retorno da Ação (Agentes 100% Fundamentalistas)



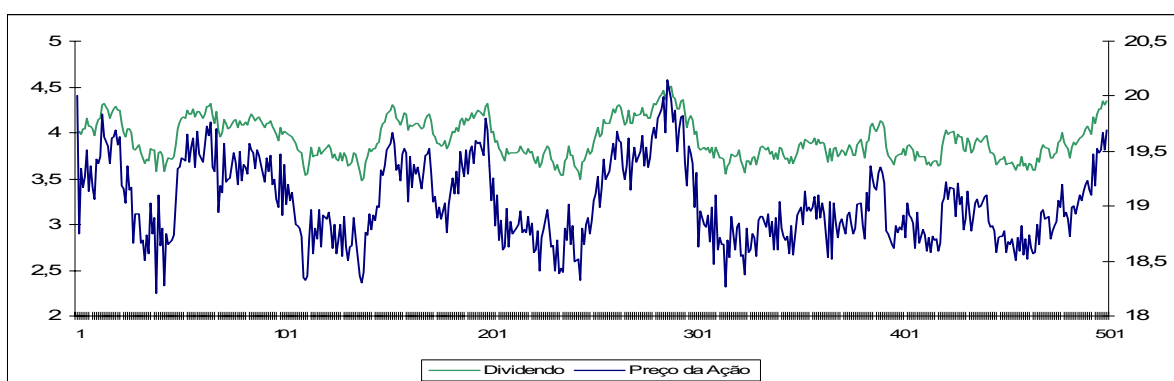
Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da simulação computacional

O gráfico 5 apresenta a evolução do dividendo pago pela ação no decorrer do tempo de simulação. Como especificado através da equação (1), o dividendo é determinado por um processo estocástico exógeno, como nos trabalhos de Arthur et. al. (1997) e LeBaron et al. (1999). Em todos os experimentos, o processo de geração do dividendo é idêntico ao

apresentado no gráfico 5 para que a análise comparativa entre os experimentos realizados seja a mais próxima possível.

Os demais gráficos (6 e 7) apresentam a evolução do preço e taxa de retorno da ação. Como resultado, observa-se que as séries financeiras resultantes desse experimento têm como referência o valor fundamental do ativo com risco. Todos os agentes possuem o mesmo conjunto de informações e interpretam-nas da mesma maneira. Como o principal sinal de informação é o dividendo pago pela ação, tem-se o comportamento do mercado financeiro atrelado a esta variável. O gráfico abaixo permite melhor visualização da evolução do dividendo pago pela ação e seu preço de mercado.

Gráfico 8 – Evolução do Dividendo e Preço da Ação (Agentes 100% Fundamentalistas)



Fonte: Elaboração própria através dos resultados da simulação computacional

A Hipótese dos Mercados Eficientes afirma que os preços dos ativos refletem plenamente toda a informação disponível no mercado acerca de seu valor fundamental. Sendo assim, os preços dos ativos seguiriam um caminho aleatório, isto é, suas mudanças seriam imprevisíveis e independentes de preços passados, referindo-se somente ao impacto exógeno do surgimento de novas informações no mercado. Com base nos resultados aqui apresentados, a validação da Hipótese dos Mercados Eficientes somente ocorre quando supomos que todos os agentes são homogêneos quanto ao processo de formação de expectativas e baseiam-nas no valor fundamental do ativo negociado. Sob tais circunstâncias, as mudanças ocorridas no valor fundamental do ativo com risco são prontamente repassadas ao seu preço de negociação.

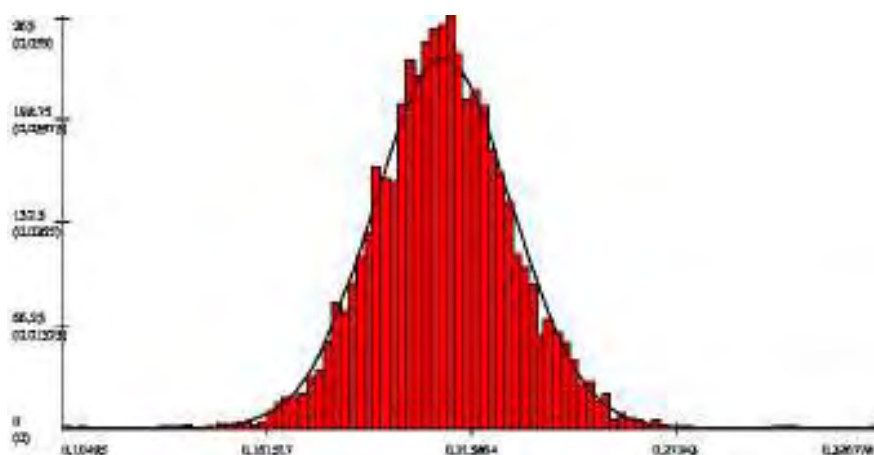
Abaixo são apresentadas as estatísticas descritivas referentes a este experimento e, em seguida, apresenta-se a distribuição de frequências da série de Taxa de Retorno da ação em comparação à uma distribuição normal.

Tabela 2 – Estatísticas Descritivas (Agentes 100% Fundamentalistas)

	<i>Dividendo</i>	<i>Preço da Ação</i>	<i>Tx. De Retorno</i>
Média	3,989391968	19,1530035	0,208230248
Erro padrão	0,003322459	0,006090074	0,00026406
Mediana	3,99124	19,1331	0,208019
Desvio padrão	0,234956843	0,430676299	0,018671856
Variância da amostra	0,055204718	0,185482075	0,000348638
Curtose	-0,12709383	0,059072402	1,091727473
Assimetria	0,042000304	0,295107615	0,095830846
Intervalo	1,51841	3,2094	0,221825
Mínimo	3,22066	17,6404	0,104952
Máximo	4,73907	20,8498	0,326777
Soma	19950,94923	95784,1705	1041,15124
Contagem	5001	5001	5000

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da simulação computacional

**Figura 1 – Histograma: Taxa de Retorno da Ação
(Agentes 100% Fundamentalistas)**



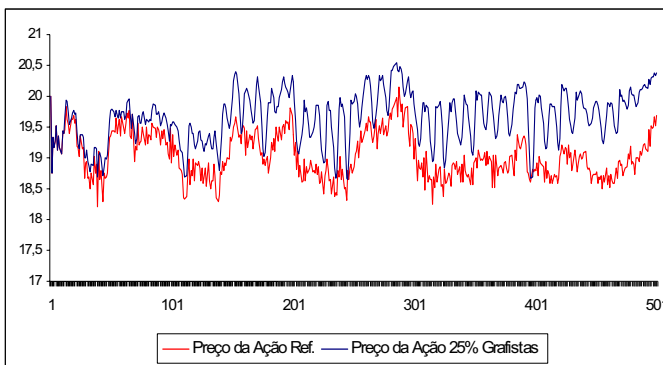
Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da simulação computacional.

A distribuição de frequências da Taxa de Retorno da Ação é próxima de uma distribuição normal. A frequência é mais alta no centro e decresce gradualmente para as caudas de maneira simétrica. As estatísticas apresentadas na Tabela 2 confirmam esta característica, sendo que a média e a mediana da Taxa de Retorno da Ação são aproximadamente iguais e também o coeficiente de Assimetria é praticamente nulo. O valor do coeficiente de curtose mostra que o achatamento da distribuição de frequências é um pouco maior do que uma distribuição normal. Este fato mostra a existência de excesso de curtose na distribuição da Taxa de retorno da ação em comparação à distribuição normal.

A partir deste caso de referência, a hipótese de homogeneidade dos agentes quanto ao processo de formação de expectativas será relaxada. Isto pode ser visto no próximo experimento, o qual refere-se à interação entre agentes fundamentalistas e grafistas com comprimento de memória igual a 5. Os agentes grafistas utilizam a série dos últimos cinco preços e dividendos da ação realizados para formar suas expectativas futuras, ou seja, são seguidores de tendências. A presença de agentes grafistas no mercado é gradualmente aumentada, casos em que o mercado será composto de 25% de agentes grafistas, 50% de agentes grafistas, 75% de agentes grafistas e 100% de agentes grafistas, todos com comprimento de memória igual a 5, os demais permanecem fundamentalistas.

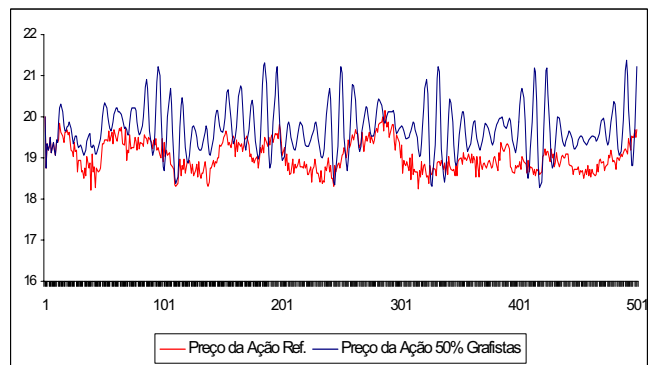
Os resultados dessas simulações são apresentados a seguir:

Gráfico 9.a – Preço da Ação (25% Agentes Grafistas)



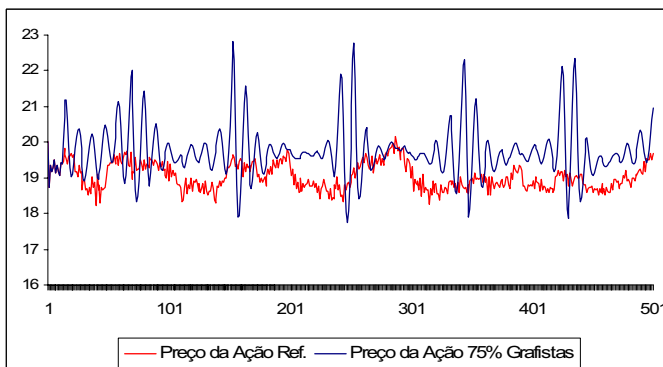
Fonte: Elaboração própria

Gráfico 9.b – Preço da Ação (50% Agentes Grafistas)



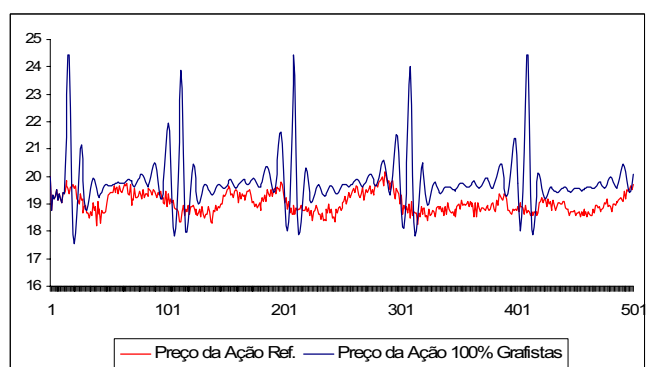
Fonte: Elaboração própria

Gráfico 9.c – Preço da Ação (75% Agentes Grafistas)



Fonte: Elaboração própria

Gráfico 9.d – Preço da Ação (100% Agentes Grafistas)

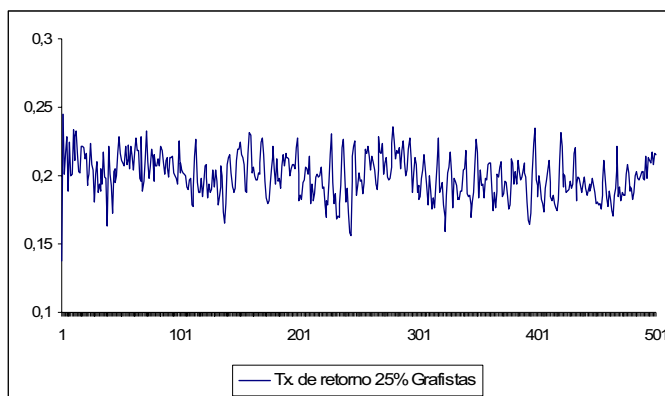


Fonte: Elaboração própria

Os gráficos acima mostram que a presença de agentes grafistas no mercado torna-o mais volátil. Quanto maior a participação de agentes grafistas, maiores são as oscilações do preço da ação e mais extremas e periódicas elas se tornam. A série em vermelho refere-se à evolução do preço da ação no caso de referência, em que todos os agentes são fundamentalistas.

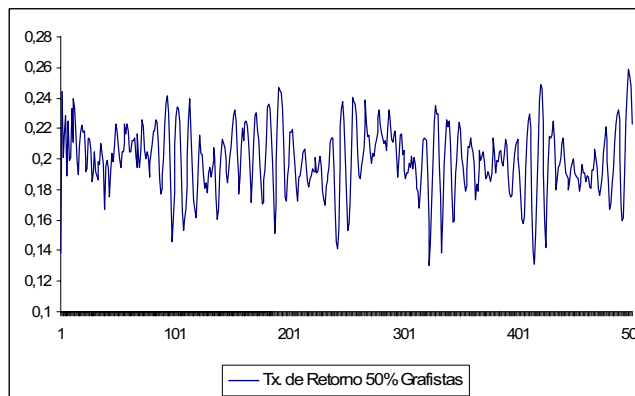
As séries da taxa de retorno da ação para as simulações realizadas também confirmam o aumento da volatilidade no mercado.

**Gráfico 10.a – Taxa de retorno da Ação
(25% Agentes Grafistas)**



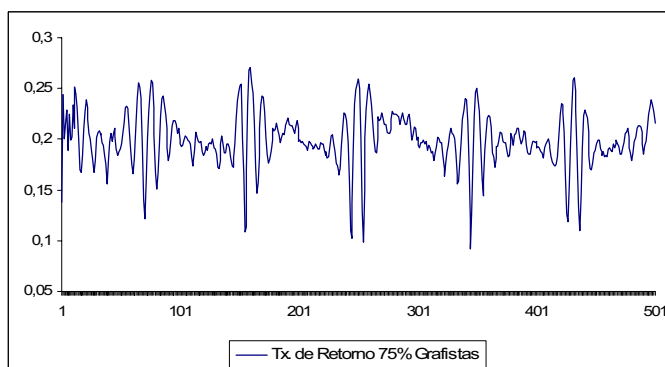
Fonte: Elaboração própria

**Gráfico 10.b – Taxa de retorno da Ação
(50% Agentes Grafistas)**



Fonte: Elaboração própria

**Gráfico 10.c – Taxa de retorno da Ação
(75% Agentes Grafistas)**



Fonte: Elaboração própria

**Gráfico 10.d – Taxa de retorno da Ação
(100% Agentes Grafistas)**

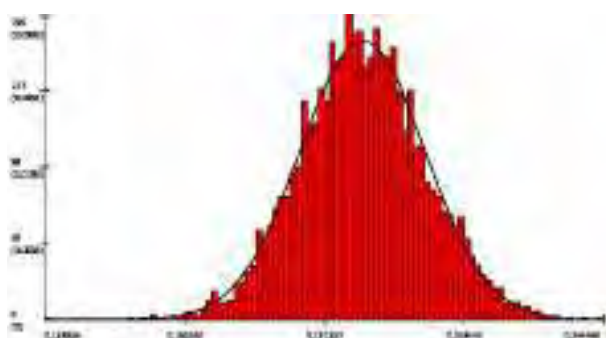


Fonte: Elaboração própria

A taxa de retorno da ação torna-se cada vez mais volátil, sendo que, no caso extremo, no qual todos agentes são grafistas, os períodos de extrema volatilidade são concentrados e alternam-se com períodos de relativa calma. À medida que os agentes grafistas tornam-se mais presentes no mercado, o impacto de suas ações é maior e se sobrepõe ao impacto dos agentes fundamentalistas. Como pode ser observado pelos gráficos 9.a, 9.b, 9.c e 9.d, o preço do ativo com risco se distancia de seu valor fundamental e os agentes fundamentalistas, mesmo adotando estratégia de negociação oposta aos grafistas, não são capazes de trazê-lo de volta aos seus fundamentos.

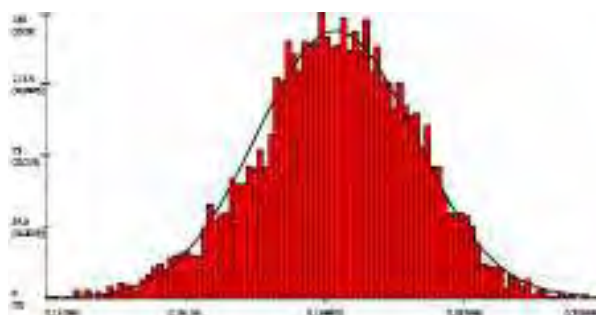
Os histogramas abaixo apresentam as distribuições de frequências para a taxa de retorno da ação em cada simulação e, em seguida, são apresentadas as estatísticas descritivas:

Figura 2.a – Histograma: Taxa de retorno da Ação (25% Agentes Grafistas)



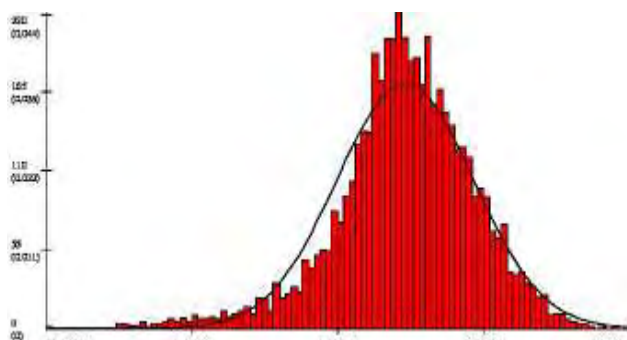
Fonte: Elaboração própria

Figura 2.b – Histograma: Taxa de retorno da Ação (50% Agentes Grafistas)



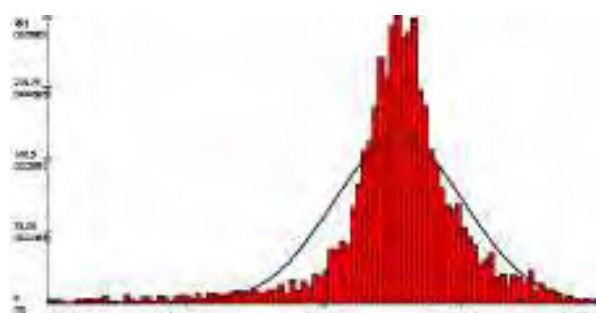
Fonte: Elaboração própria

Figura 2.c – Histograma: Taxa de retorno da Ação (75% Agentes Grafistas)



Fonte: Elaboração própria

Figura 2.d – Histograma: Taxa de retorno da Ação (100% Agentes Grafistas)



Fonte: Elaboração própria

Tabela 3 – Estatísticas Descritivas (Agentes Grafistas)

	<i>25% Grafistas</i>	<i>50% Grafistas</i>	<i>75% Grafistas</i>	<i>100% Grafistas</i>
Preço da Ação				
Média	20,068777	19,77424359	19,80087836	19,81767648
Erro padrão	0,003643402	0,008435796	0,010536026	0,013029411
Mediana	20,0884	19,7282	19,7244	19,6851
Desvio padrão	0,257653221	0,596560531	0,745084039	0,921410637
Variância da amostra	0,066385182	0,355884467	0,555150225	0,848997562
Curtose	4,474394705	0,006582034	1,718385708	6,423899264
Assimetria	-1,338408732	0,349815653	0,750685605	1,793140771
Intervalo	2,0983	3,7363	5,2045	7,1863
Mínimo	18,6552	18,0211	17,6218	17,2418
Máximo	20,7535	21,7574	22,8263	24,4281
Soma	100363,9538	98890,9922	99024,1927	99108,2001
Contagem	5001	5001	5001	5001
Tx. de retorno				
Média	0,198716887	0,201945959	0,201895818	0,201971459
Erro padrão	0,000167521	0,000309444	0,000376929	0,000430131
Mediana	0,1985025	0,2022975	0,202637	0,2034015
Desvio padrão	0,011845511	0,021880992	0,026652911	0,030414828
Variância da amostra	0,000140316	0,000478778	0,000710378	0,000925062

Curtose	0,147274427	0,0369499	1,38921917	4,82753461
Assimetria	-0,000345276	-0,174160967	-0,614287785	-1,219774691
Intervalo	0,106233	0,153645	0,2269986	0,2550066
Mínimo	0,138236	0,121982	0,0621494	0,0395194
Máximo	0,244469	0,275627	0,289148	0,294526
Soma	993,584436	1009,729797	1009,479092	1009,857294
Contagem	5000	5000	5000	5000

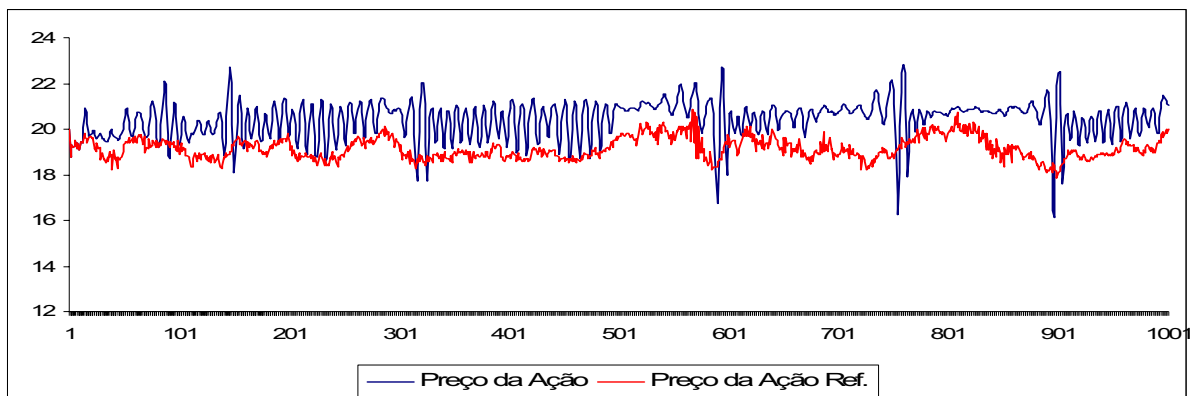
Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da simulação computacional

Como pode ser observado, a dispersão das frequências com relação aos valores médios é cada vez maior à medida que a participação de agentes grafistas é aumentada. Os coeficientes de variância e desvio padrão da Taxa de Retorno da ação confirmam este fato, sendo que aumentam progressivamente entre as simulações. Também as caudas da distribuição passam a ser cada vez mais pesadas, isto é, apresentam excesso de curtose, que pode ser observado através dos coeficientes de curtose na tabela acima.

Outro caso que pode ser analisado diz respeito à interação de diferentes tipos de agentes. Neste experimento, a heterogeneidade comportamental é considerada, ou seja, os agentes podem adotar diferentes estratégias de negociação. O mercado é composto por agentes fundamentalistas e grafistas com diferentes comprimentos de memória ($m=1$, $m=5$, $m=10$). Do total de 100 agentes presentes no mercado, 25% dos agentes são fundamentalistas, 25% dos agentes são grafistas com memória igual a 1, 25% dos agentes são grafistas com memória igual a 5 e 25% dos agentes são grafistas com memória igual a 10.

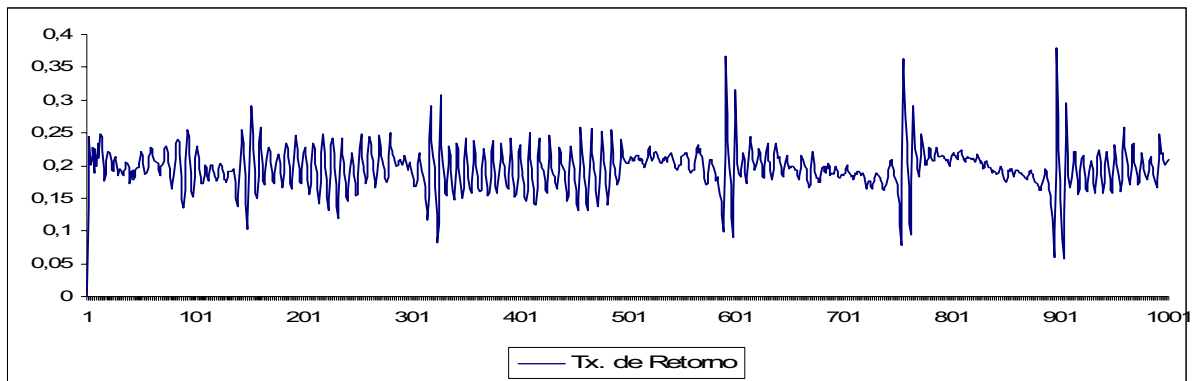
Os gráficos abaixo apresentam os resultados da simulação:

Gráfico 11 – Evolução do Preço da Ação (Diferentes Tipos de Agentes)



Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da simulação computacional

Gráfico 12 – Evolução da Taxa de Retorno da Ação (Diferentes tipos de Agentes)



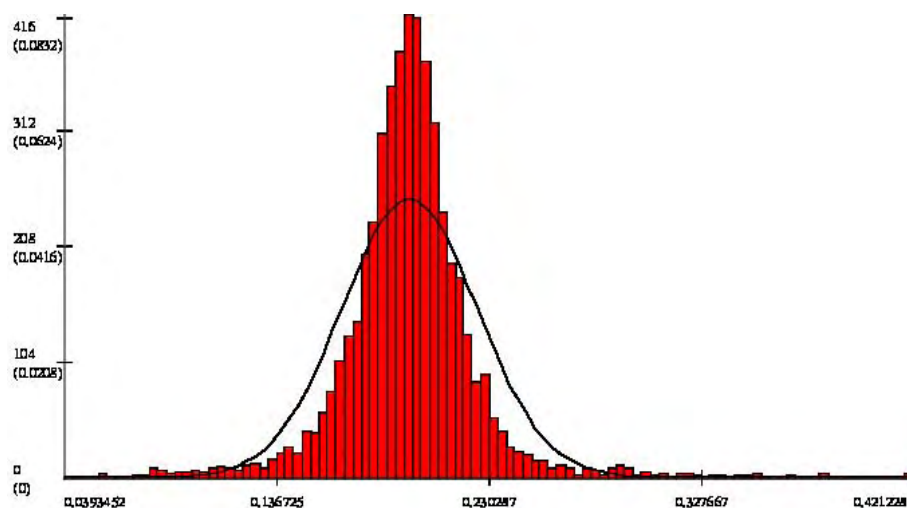
Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da simulação computacional

O gráfico 11 apresenta a evolução do preço da ação em comparação ao caso de referência proposto no primeiro experimento. O preço da ação apresenta um padrão de evolução totalmente distinto do caso de referência. Sendo assim, a presença de heterogeneidade comportamental no mercado pode ser uma explicação para o excesso de volatilidade e desvios sistemáticos dos preços dos ativos de seus valores fundamentais. São observados períodos em que o preço da ação se mantém, de maneira sustentada, acima do preço considerado de referência, períodos em que o mercado é bastante volátil e períodos de extrema volatilidade, que caracterizariam quebras do mercado.

O gráfico 12 apresenta a evolução da taxa de retorno da ação para o experimento realizado. A evolução da taxa de retorno da ação no decorrer do tempo de simulação também confirma a presença de excesso de volatilidade no mercado. Os excessos de volatilidade ocorrem em períodos em que o valor do dividendo gerado pela ação rompe com a tendência mantida até então e os agentes grafistas não esperam este rompimento, pois não conhecem o valor do dividendo gerado no período recente. Quanto maior o número de agentes grafistas no mercado, maior o impacto de suas ações e maior a volatilidade do mercado.

O histograma de distribuição de freqüências da taxa de retorno e as estatísticas descritivas referentes à este experimento são apresentados abaixo.

**Figura 3 – Histograma: Taxa de Retorno da Ação
(Diferentes tipos de Agentes)**



Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da simulação computacional

Tabela 4 – Estatísticas Descritivas (Diferentes tipos de Agentes)

	<i>Dividendo</i>	<i>Preço da Ação</i>	<i>Tx. de Retorno</i>
Média	3,989391968	20,56182484	0,194568287
Erro padrão	0,003322459	0,011497416	0,000431507
Mediana	3,99124	20,7289	0,1944585
Desvio padrão	0,234956843	0,813071391	0,030512176
Variância da amostra	0,055204718	0,661085087	0,000930993
Curtose	-0,12709383	5,302251611	8,811203205
Assimetria	0,042000304	-1,369367354	0,916660916
Intervalo	1,51841	6,8925	0,3818821
Mínimo	3,22066	16,0215	0,0393459
Máximo	4,73907	22,914	0,421228
Soma	19950,94923	102829,686	972,8414367
Contagem	5001	5001	5000

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da simulação computacional

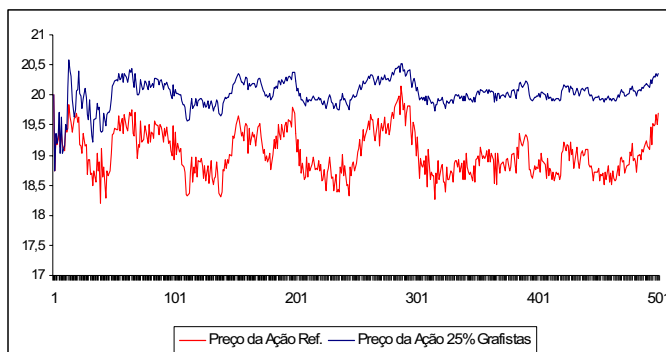
Sendo assim, pode-se observar que as caudas da distribuição de freqüências da taxa de retorno tornam-se mais pesadas e a distribuição apresenta excesso de curtose, característica comumente encontrada em séries financeiras. Estas características são decorrentes da presença de heterogeneidade comportamental no mercado.

Testadas as diferentes configurações do modelo referentes à interação de agentes com diferentes estratégias de negociação, a partir de agora é considerada a possibilidade dos agentes possuírem o viés do excesso de confiança. Como apresentado acima, o excesso de confiança influencia a estimação da variância do retorno da ação por parte dos agentes, que por sua vez

influencia suas ordens de compra e venda de ações no mercado. Tendo por base o caso em que a participação de agentes grafistas no mercado é aumentada progressivamente em 25%, agora considera-se que estes agentes podem ter seus níveis de confiança evoluídos no decorrer do tempo em função dos resultados obtidos através de suas negociações.

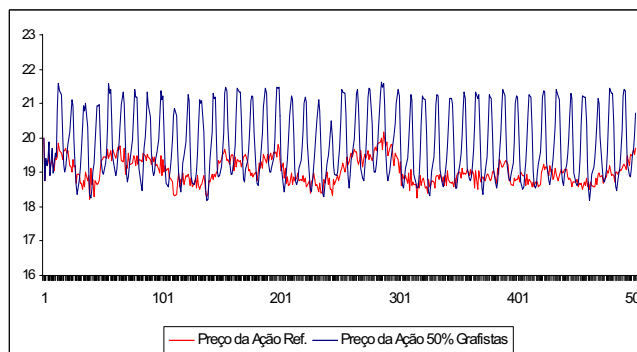
Os gráficos abaixo apresentam a evolução do preço da ação:

Gráfico 13.a – Preço da Ação (25% Agentes Grafistas)



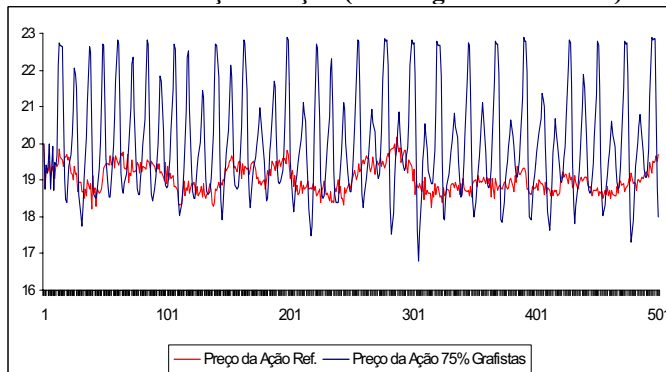
Fonte: Elaboração própria

Gráfico 13.b – Preço da Ação (50% Agentes Grafistas)



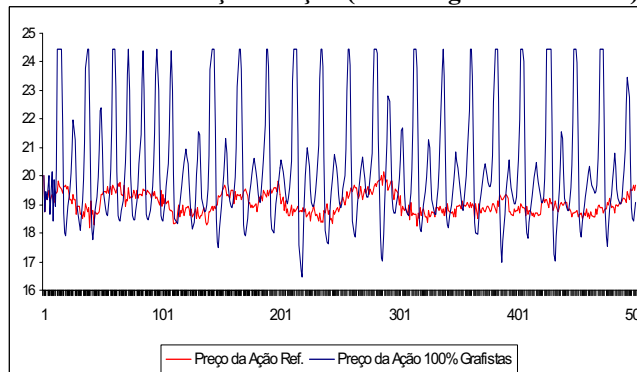
Fonte: Elaboração própria

Gráfico 13.c – Preço da Ação (75% Agentes Grafistas)



Fonte: Elaboração própria

Gráfico 13.d – Preço da Ação (100% Agentes Grafistas)



Fonte: Elaboração própria

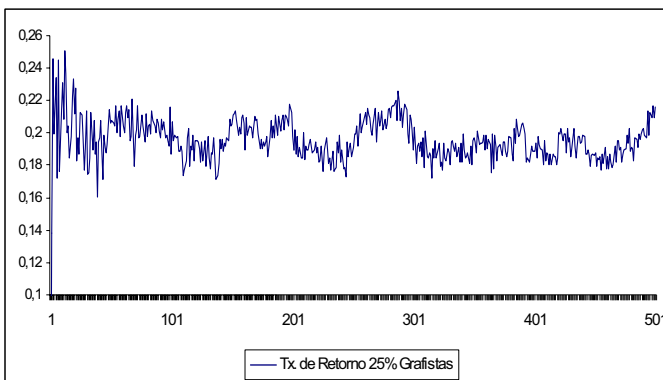
Num primeiro momento em que a presença dos grafistas é pequena (gráfico 13.a), o resultado observado é a elevação do preço da ação. Isto ocorre porque, como o preço não oscila muito, os poucos agentes grafistas tem mais facilidade em suas previsões e vão se tornando cada vez mais confiantes. O aumento do nível de confiança dos agentes faz com que estes demandem o máximo de ações que cada um pode comprar, fazendo com que o preço da ação se eleve.

À medida que a presença de agentes grafistas é aumentada, suas ações acarretam maior impacto sobre o mercado e o resultado observado é a presença de recorrentes **bolhas**. A presença de bolhas coincide com a evolução dos níveis de confiança dos agentes grafistas, apresentado mais adiante pelos gráficos 15.a, 15.b, 15.c e 15.d. O que ocorre é que estes agentes, obtendo sucesso em suas negociações, tornam-se cada vez mais confiantes e suas

ordens de compra passam a ser influenciadas pelo nível de confiança, fazendo com que o preço da ação se eleve de maneira sustentada e depois retorne ao valor de referência. O aumento dos níveis de confiança faz os preços dos ativos se elevarem de maneira irrealista, sem nenhuma relação com seus fundamentos. Como pode ser observado pelos gráficos acima, quanto maior a presença de agentes grafistas, maiores são as bolhas resultantes.

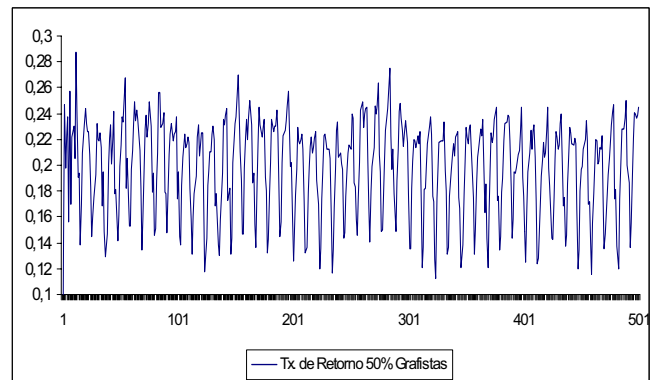
Os gráficos abaixo apresentam as séries da taxa de retorno da ação para os experimentos realizados e, em seguida, os níveis de confiança dos agentes.

**Gráfico 14.a – Taxa de retorno da Ação
(25% Agentes Grafistas)**



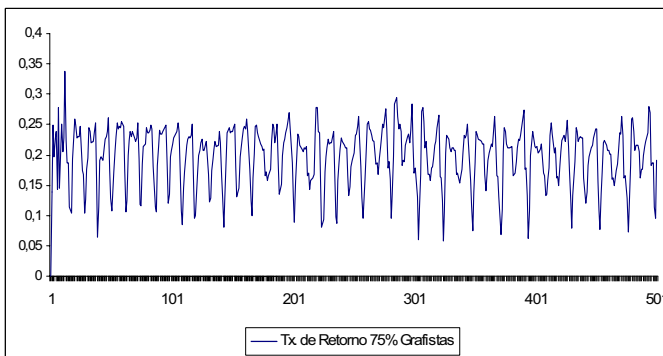
Fonte: Elaboração própria

**Gráfico 14.b – Taxa de retorno da Ação
(50% Agentes Grafistas)**



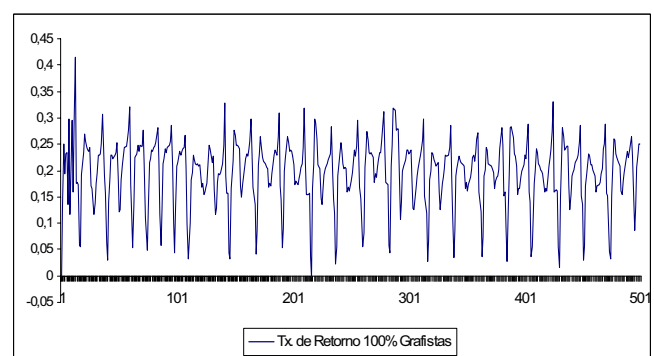
Fonte: Elaboração própria

**Gráfico 14.c – Taxa de retorno da Ação
(75% Agentes Grafistas)**



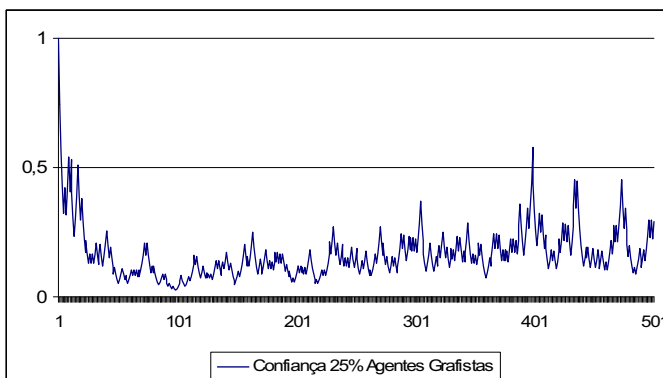
Fonte: Elaboração própria

**Gráfico 14.d – Taxa de retorno da Ação
(100% Agentes Grafistas)**



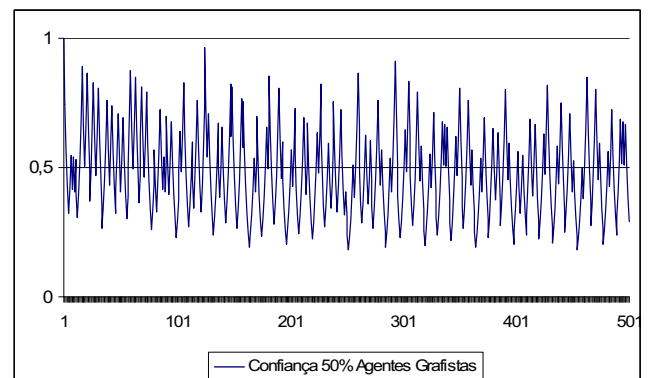
Fonte: Elaboração própria

**Gráfico 15.a – Nível de Confiança dos agentes
(25% Agentes Grafistas)**



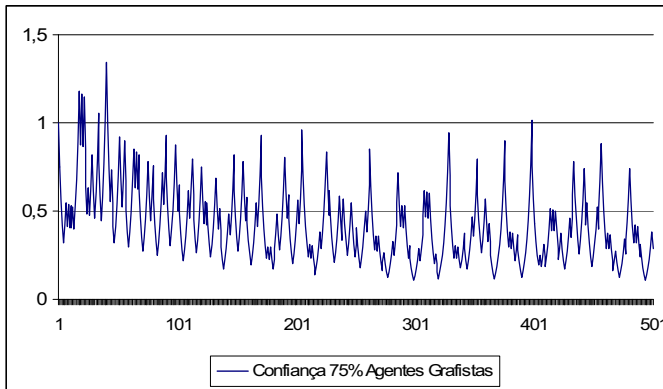
Fonte: Elaboração própria

**Gráfico 15.b – Nível de Confiança dos agentes
(50% Agentes Grafistas)**



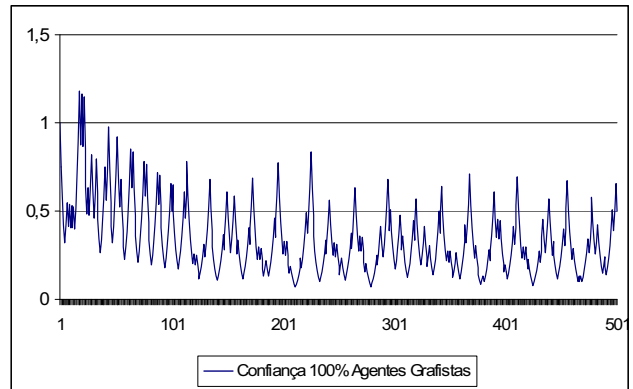
Fonte: Elaboração própria

**Gráfico 15.c – Nível de Confiança dos agentes
(75% Agentes Grafistas)**



Fonte: Elaboração própria

**Gráfico 15.d – Nível de Confiança dos agentes
(100% Agentes Grafistas)**



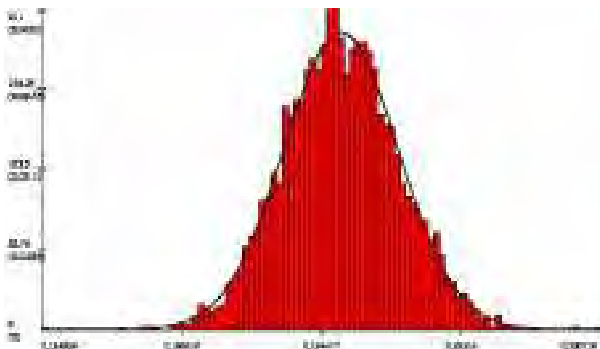
Fonte: Elaboração própria

As séries de taxa de retorno da ação também confirmam a presença de bolhas no mercado. É interessante observar através dos gráficos 14.b, 14.c e 14.d, os períodos de quebra do mercado, em que as taxas de retorno da ação caem drasticamente, evidenciando o estouro das bolhas.

Os gráficos de 115.a a d mostram que os níveis de confiança dos agentes grafistas tornam-se cada vez mais voláteis à medida que sua participação no mercado é aumentada. Num primeiro momento, em que o mercado é composto de 25% de agentes grafistas, estes praticamente se mantêm sobreconfiantes durante todo o tempo de simulação. Quanto maior a presença de agentes grafistas no mercado, mais voláteis são suas negociações e mais voláteis são seus níveis de confiança. A volatilidade de seus níveis de confiança coincide com os períodos de excesso de valorização das ações no mercado.

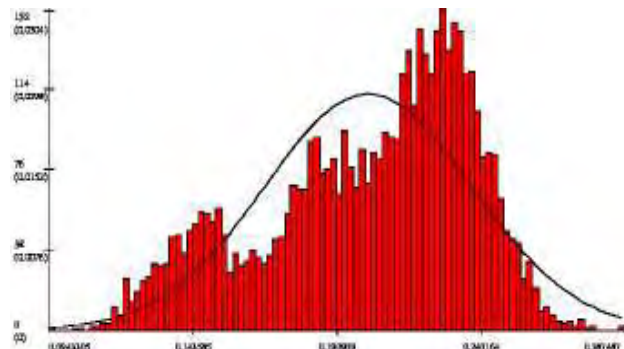
Abaixo são apresentados os histogramas de distribuição de freqüências da taxa de retorno da ação para as simulações realizadas, bem como as estatísticas descritivas.

**Figura 4.a – Histograma: Taxa de retorno da Ação
(25% Agentes Grafistas)**



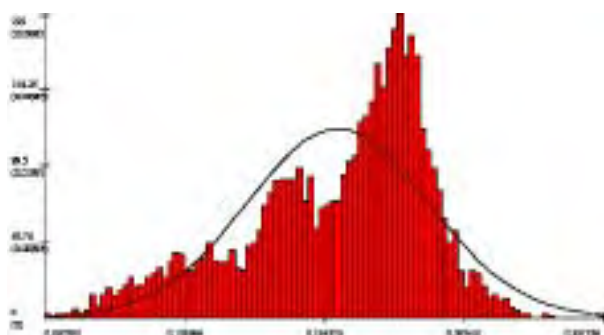
Fonte: Elaboração própria

**Figura 4.b – Histograma: Taxa de retorno da Ação
(50% Agentes Grafistas)**



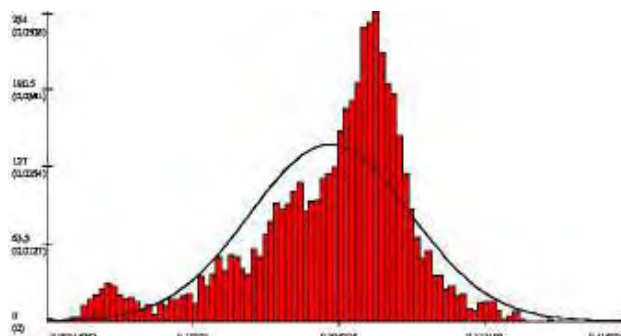
Fonte: Elaboração própria

Figura 4.c – Histograma: Taxa de retorno da Ação (75% Agentes Grafistas)



Fonte: Elaboração própria

Figura 4.d – Histograma: Taxa de retorno da Ação (100% Agentes Grafistas)



Fonte: Elaboração própria

Tabela 5 – Estatísticas Descritivas (Agentes Grafistas com excesso de Confiança)

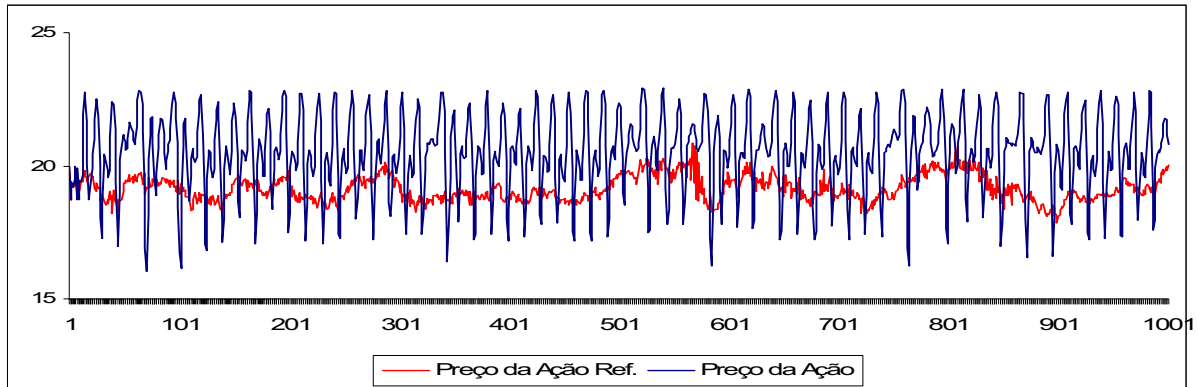
	25% Grafistas	50% Grafistas	75% Grafistas	100% Grafistas
Preço da Ação				
Média	20,10440726	19,86683689	20,00503125	20,20294051
Erro padrão	0,00273454	0,013760719	0,019326907	0,025723863
Mediana	20,0985	19,6493	19,6373	19,7311
Desvio padrão	0,193380514	0,973127097	1,366755357	1,819133651
Variância da amostra	0,037396023	0,946976347	1,868020206	3,30924724
Curtose	1,130114105	-1,251942065	-0,577436067	0,162992125
Assimetria	-0,080922111	0,298076326	0,64767867	1,005436279
Intervalo	2,0039	4,3912	6,189	7,9564
Mínimo	18,7496	17,3974	16,8111	16,4717
Máximo	20,7535	21,7886	23,0001	24,4281
Soma	100542,1407	99354,0513	100045,1613	101034,9055
Contagem	5001	5001	5001	5001
Taxa de Retorno				
Média	0,19835737	0,201603079	0,201054004	0,200240549
Erro padrão	0,000162745	0,000492589	0,000658639	0,000816242
Mediana	0,198093	0,2095955	0,213502	0,2144845
Desvio padrão	0,011507817	0,03483128	0,046572791	0,057717038
Variância da amostra	0,00013243	0,001213218	0,002169025	0,003331256
Curtose	0,205590355	-0,550010133	-0,072631745	0,944794883
Assimetria	0,045986796	-0,567715391	-0,732189738	-0,93992097
Intervalo	0,112482	0,1931527	0,2869544	0,41851283
Mínimo	0,138236	0,0943323	0,0507976	-0,00347983
Máximo	0,250718	0,287485	0,337752	0,415033
Soma	991,786851	1008,015395	1005,27002	1001,202743
Contagem	5000	5000	5000	5000

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da simulação computacional

Dando continuidade às simulações computacionais, o próximo experimento é realizado a partir da interação de diferentes tipos de agentes no mercado, com seus níveis de confiança evoluindo no decorrer do tempo de simulação. O mercado é composto de 25 agentes

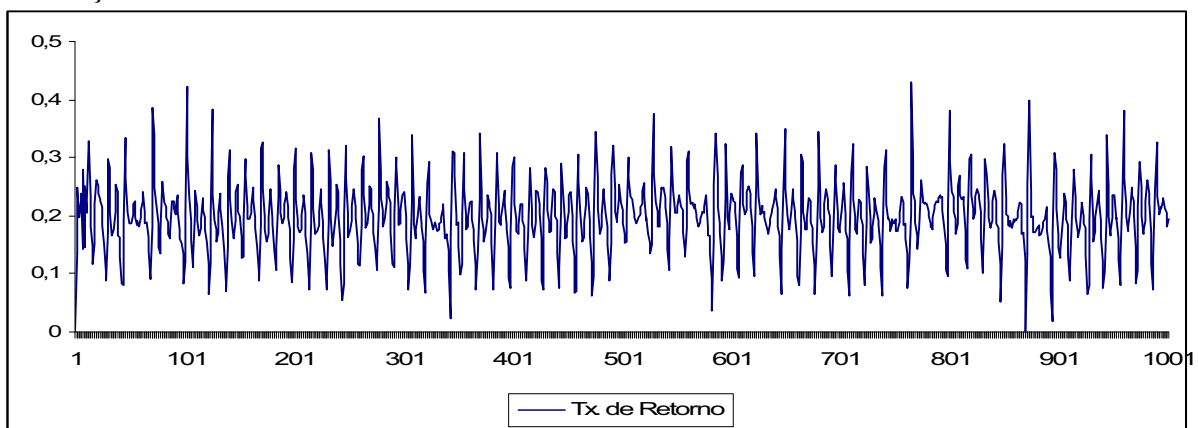
fundamentalistas, não influenciados pelo excesso de confiança, e de 75 agentes grafistas, influenciados pelo excesso de confiança e divididos igualmente de acordo com sua memória de análise. Os gráficos abaixo ilustram os resultados do experimento:

Gráfico 16 – Preço da Ação (Diferentes tipos de Agentes com excesso de confiança)



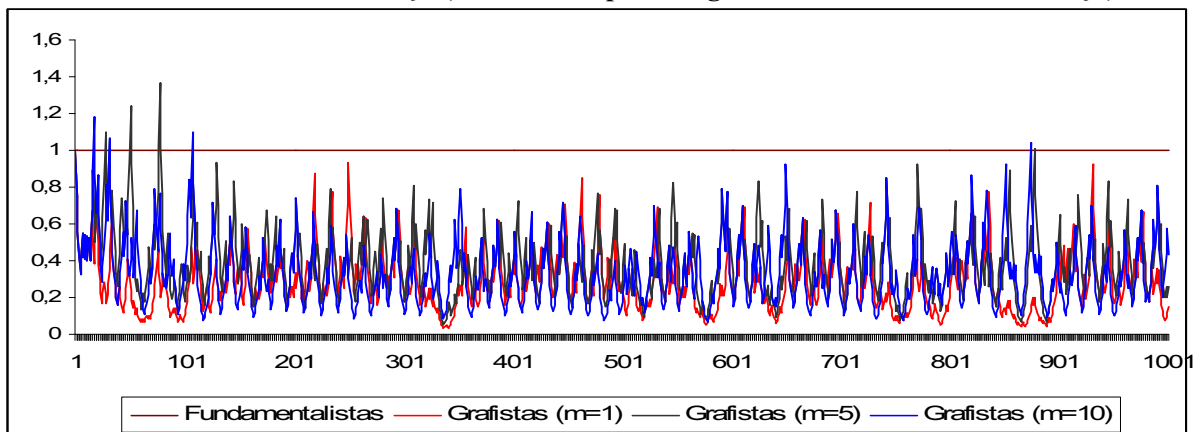
Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da simulação computacional

Gráfico 17 – Taxa de Retorno da Ação (Diferentes tipos de Agentes com excesso de confiança)



Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da simulação computacional

Gráfico 18 – Nível de Confiança (Diferentes tipos de agentes com excesso de confiança)



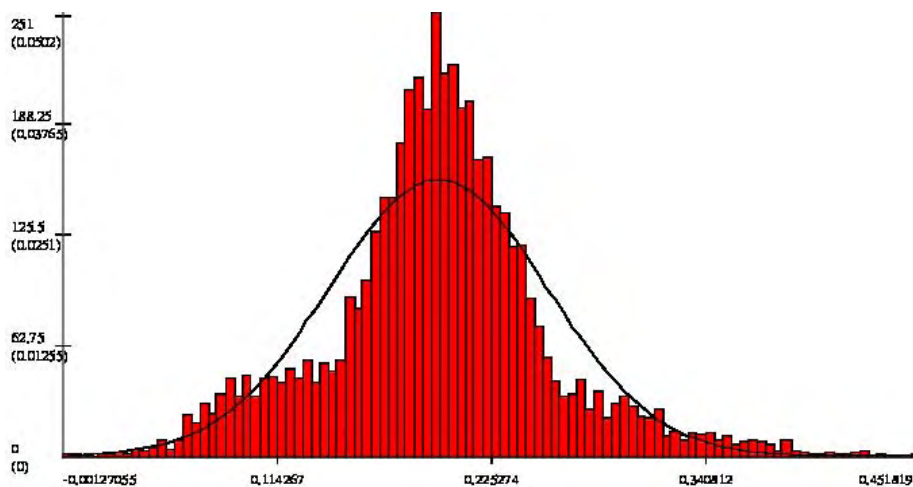
Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da simulação computacional

Este experimento é o oposto à primeira simulação realizada, na qual o mercado é composto de agentes idênticos, todos fundamentalistas. Neste caso, a heterogeneidade comportamental é levada em conta e, além disso, os agentes podem ser influenciados pelos seus níveis de confiança. Quando estas características adicionais são incluídas ao modelo, novos fatos observados no mercado podem ser analisados e explicados.

Como observado pelos gráficos acima, a forte presença de agentes seguidores de tendências no mercado, acarretam maior volatilidade ao preço e taxa de retorno da ação, características estas que se observam nos mercados reais. A presença de períodos de bolhas e quebras do mercado são também recorrentes. A observação conjunta dos gráficos 12 e 14 mostra que os períodos de extrema valorização dos ativos coincidem com períodos nos quais os agentes são mais confiantes. Os períodos em que o preço cai abruptamente coincide com a queda dos níveis de confiança dos agentes.

Para completar a análise, abaixo são apresentados os histogramas da taxa de retorno da ação e as estatísticas descritivas relacionadas à este experimento.

**Figura 5 – Histograma: Taxa de Retorno da Ação
(Diferentes tipos de Agentes com excesso de confiança)**



Fonte: Elaboração própria

**Tabela 6 – Estatísticas Descritivas
(Diferentes tipos de agentes com excesso de confiança)**

	<i>Dividendo</i>	<i>Preço da Ação</i>	<i>Tx. de Retorno</i>
Média	3,989391968	20,46051856	0,197178498
Erro padrão	0,003322459	0,02074601	0,000817401
Mediana	3,99124	20,5626	0,1973915
Desvio padrão	0,234956843	1,46711112	0,057799005
Variância da amostra	0,055204718	2,152415038	0,003340725
Curtose	-0,12709383	-0,142858751	1,120179726
Assimetria	0,042000304	-0,526543486	0,228028082
Intervalo	1,51841	7,0255	0,45308295
Mínimo	3,22066	15,902	-0,00126695
Máximo	4,73907	22,9275	0,451816
Soma	19950,94923	102323,0533	985,8924902
Contagem	5001	5001	5000

Fonte: Elaboração própria a partir dos resultados da simulação computacional

CONSIDERAÇÕES FINAIS

O campo de estudo de Finanças Comportamentais caracteriza-se como nova abordagem analítica para os mercados financeiros. Muitos dos fatos estilizados presentes em séries de tempo financeiras contradizem a proposição teórica central em Finanças, a Hipótese dos Mercados Eficientes. Evidências empíricas demonstram que os indivíduos diferem do modelo de decisão convencional em suas atitudes em relação ao risco e também são suscetíveis à vieses de julgamento, como por exemplo, o excesso de confiança.

Deste modo, com o auxílio das técnicas de modelagem baseada em agentes, o presente trabalho procurou analisar qual o resultado da influência do excesso de confiança sobre o processo de tomada de decisão dos agentes no mercado financeiro. Ao mesmo tempo, através da inclusão deste viés comportamental aos agentes, este trabalho buscou enriquecer esta metodologia analítica recente, mostrando que características comportamentais adicionais podem ser levadas em conta nestes modelos.

Num primeiro momento, foram testadas as interações entre agentes com diferentes estratégias de negociação no mercado. Como resultado, a presença de heterogeneidade comportamental pôde explicar os excessos de volatilidade do preço do ativo com risco com relação ao seu valor fundamental. Dando continuidade ao objetivo do trabalho, além da possibilidade de diferentes estratégias de negociação, considerou-se que os agentes poderiam ter seus níveis de confiança alterados no decorrer do tempo. Como resultado, suas ações passaram a ser influenciadas pelos seus níveis de confiança, sendo que a presença de bolhas tornou-se característica recorrente nestes experimentos.

Esses resultados aqui apresentados coincidem com muitas características apresentadas em séries de tempo financeiras reais e que contradizem as teorias tradicionais em finanças. É importante destacar que, com o auxílio dos modelos baseados em agentes estas características podem ser evidenciadas de maneira mais realista quando comparado às demais metodologias analíticas.

Cabe aqui mencionar que este trabalho corresponde a um simples exercício de introdução de Finanças Comportamentais aos modelos baseados em agentes, com relação à confiança. Futuros trabalhos poderão incorporar aversão ao risco, excesso de otimismo e, ao mesmo tempo considerar alterações de regras comportamentais dos agentes através da utilização de ferramentas de inteligência artificial (algoritmo genético, Redes Neurais, Lógica Fuzzy, entre outros).

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABREU, D.; BRUNNERMEIER, M. “Synchronization risk and delayed arbitrage”. *Journal of Financial Economics*, n. 66, 2002.
- ALDRIGHI, D. M.; MILANEZ, D. Y. “Finança Comportamental e a Hipótese dos Mercados Eficientes”. *Revista Economia Contemporânea*. Rio de Janeiro, 9(1): 41-72, jan/abr 2005.
- ARIFOVIC, J. “The behavior of the exchange rate in the genetic algorithm and experimental economies”, *Journal of Political Economy*, 104, 510–541, 1996.
- ARTHUR, W. B. “Complexity in Economic and Financial Markets”. *Complexity*, vol.1, no.1, 1995.
- ARTHUR, W. B.; HOLLAND, J.; LEBARON, B.; PALMER, R.; TAYLER, P. “Asset pricing under endogenous expectations in an artificial stock market”. In: ARTHUR, W. B.; DURLAUF, S.; LANE, D. (eds.). *The Economy as an Evolving Complex System II*. Addison-Wesley, Reading, MA, 1997.
- ARTHUR, W. B. “Out-of-Equilibrium Economics and Agent-Based Modeling”. In: TEFATSION, L.; JUDD, K.L. (Eds.). *Handbook of Computational Economics vol.2: Agent-Based Computational Economics*. North Holland, 2006.
- AXELROD, R.; TEFATSION, L. “A Guide for Newcomers to Agent-Based Modeling in The Social Sciences”. In: TEFATSION, L.; JUDD, K.L. (Eds.). *Handbook of Computational Economics vol.2: Agent-Based Computational Economics*. North Holland, 2006.
- BABERIS, N.; THALER, R. “A survey of behavioral finance”. In: THALER, R. (Ed.). *Advances in behavioral finance*. Princeton: Princeton University Press, 2005. v.2.
- BELTRATTI, A.; MARGARITA, S. “Evolution of trading strategies among heterogeneous artificial economic agents”, In: MEYER, J. A.; ROITBLAT, H. L.; WILSON, S. W. (eds.). *From Animals to Animats 2*, MIT Press, Cambridge, MA, 1992.
- BERTALANFFY, L.V. “General Systems Theory”. Nova York: George Brasilier, 1968.
- BERTELLA, M. A.; TEIXEIRA, R. *Controvérsias da Teoria Neoclássica de Finanças, a Resposta da Escola Comportamental e os Modelos Baseados em Agentes*. mimeo, 2011.
- BORRIL, P. L.; TEFATSION, L. “Agent-Based Modeling: The Right Mathematics for the Social Sciences?” *Working Paper No 10023*, Department of Economics, Iowa State University, 2010.
- BRAY, M. “Learning, estimation, and the stability of rational expectations”. *Journal of Economic Theory*, 26, 318-339, 1982.
- BRENNER, T. “Agent learning representation: Advice on modeling economic learning” In JUDD, K. L.; TEFATSION, L. (eds.). *Handbook of Computational Economics*, Elsevier, 2005.
- BROCK, W. A.; HOMMES, C. H. “Heterogeneous beliefs and routes to chaos in a simple asset pricing model”. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 22(8-9), 1235–1274, 1998.

- BUEHLER, R.; GRIFFIN, D.; ROSS, M. “Exploring the planning fallacy: why people underestimate their task completion times”, *Journal of Personality and Social Psychology*, n.67, 366–381, 1994.
- CHAKRABARTI, R.; ROLL, R. “Learning from others, reacting and market quality”, *Journal of Financial Markets*, 2, 153–178, 1999.
- CHEN, S. H.; YEH, C. H. “Evolving traders and the business school with genetic programming: A new architecture of the agent-based artificial stock market”, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 25, 363–394, 2001.
- CHEN, Z.; STANZL, W.; WATANABE, M. “Price impact costs and the limit of arbitrage”, Yale ICF Working Paper, n.00-66, 2001.
- CHIARELLA, C.; IORI, G. “A simulation analysis of the microstructure of double auction markets”. *Quantitative Finance*, 2, 346–253, 2002.
- D’OTTAVIANO, I. M. L.; BRESCIANI, F. E. “Auto-organização e Criação”. *Multiciência*, no.3, 1-23, 2004.
- DE BONDT, W.; THALER, R. “Does the stock market overreact?” *Journal of Finance*, n.40, 1985.
- DE GRAUWE, P.; DEWACHTER, H; EMBRECHTS, M. “Exchange Rate Theory: Chaotic Models of Foreign Exchange Markets”, Blackwell, Oxford, 1993.
- DE LONG, J. B.; SHLEIFER, A.; SUMMERS, L.; WALDMANN, R. “Noise trader risk in financial markets”. *Journal of Political Economy*, v.98, n.4, p.703-38, 1990a.
- DE LONG, J. B.; SHLEIFER, A.; SUMMERS, L.; WALDMANN, R. “Positive feedback investment strategies and destabilizing rational speculation”. *Journal of Finance*, n.45, 1990b.
- DUFFY, J. “Agent-based models and human subject experiments”. In JUDD, K. L.; TEFATSION, L. (eds.). *Handbook of Computational Economics*, Elsevier, 2005.
- EHRENTREICH, N. *Agent-Based Modeling: The Santa Fe Institute Artificial Stock Market Model Revisited*, Springer, 2007
- FAMA, E. “The behavior of Stock-Market Prices”. *The Journal of Business*, n.38, 34-105, 1965.
- FAMA, E. “Efficient capital markets: a review of theory and empirical work”. *Journal of Finance*, n.25, 1970.
- FARMER, J. D.; JOSHI, S. “The price dynamics of common trading strategies”, *Journal of Economic Behavior and Organization*, 49, 149–171, 2002.
- FARMER, J. D.; PATELLI, P.; ZOVKO, I. “The predictive power of zero intelligence models in financial markets”. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 102, 2254–2259, 2005.
- FOSTER, J. “From Simplistic to Complex Systems in Economics”. *Discussion Paper No 335*, School of Economics, The University of Queensland, 2004.

FRANKEL, J. A.; FROOT, K. A. "Explaining the demand for dollars: International rates of return and the expectations of chartists and fundamentalists", In: CHAMBERS, R.; PAARLBERG, P. (eds). *Agriculture, Macroeconomics, and the Exchange Rate*, Westview Press, Boulder, CO, 1988.

FRIEDMAN, M. The case for flexible exchange rates. In: *Essays in Positive Economics*. Chicago: University of Chicago Press, 1953.

GROSSMAN, S.J.; STIGLITZ, J. "On the Impossibility of Informationally Efficient Markets". *American Economic Review*, 70, 393-408, 1980.

HOLLAND, J. H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, Ann Arbor, MI, 1975.

HOLLAND, J.H.; HOLYOAK, K. J.; NISBETT, R. E.; THAGARD, P. R. *Induction*, Cambridge, MA: MIT Press, 1986.

HOMMES, C. H. "Heterogeneous agent models in economics and finance". *Discussion Paper*, Department of Quantitative Economics, University of Amsterdam, 2005.

JOSHI, S.; PARKER, J.; BEDAU, M. A. "Technical trading creates a prisoner's dilemma: Results from an agent-based model". *Computational Finance* 99, MIT Press, Cambridge, MA, pp. 465–479, 2000.

KAHNEMAN, D.; RIEPE, M. "Aspects of investor psychology". *Journal of Portfolio Management*, n24, 52-65, 1998.

KAHNEMAN, D.; TVERSKY, A. "Judgment under uncertainty: heuristics and biases", *Science*, n185, 1124–1131, 1974.

KAHNEMAN, D.; TVERSKY, A. Prospect Theory: an Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, v. 47, p. 263-291, 1979.

KIM, G.; MARKOWITZ, H. "Investment rules, margin, and market volatility". *Journal of Portfolio Management*, 16(1), 45–52, 1989.

KIRMAN, A. P. "Epidemics of opinion and speculative bubbles in financial markets", In: TAYLOR, M. (ed). *Money and Financial Markets*, Macmillan, London, 1991.

KIRMAN, A. P.; TEYSSIERE, G. "Microeconomic models for long-memory in the volatility of financial time series", *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*, 5, 281–302, 2001.

LEBARON, B. "A Builder's Guide to Agent Based Financial Markets". *Quantitative Finance*, vol.1, no.2, 254-261, 2001.

LEBARON, B. "Agent-based computational finance", mimeo, 2005.

LEBARON, B.; ARTHUR, W. B.; PALMER, R. "Time series properties of an artificial stock market", *Journal of Economic Dynamics and Control*, 23, 1487–1516, 1999.

LETTAU, M. "Explaining the facts with adaptive agents: The case of mutual fund flows". *Journal of Economic Dynamics and Control*, 21, 1117–1148, 1997.

- LEVY, M., LEVY, H.; SOLOMON, S. “A microscopic model of the stock market: cycles, booms, and crashes”, *Economics Letters*, 45, 103–111, 1994.
- LORD, C.; ROSS, L.; LEPPER, M. “Biased assimilation and attitude polarization: the effects of prior theories on subsequently considered evidence”, *Journal of Personality and Social Psychology*, n37, 2098–2109, 1979.
- LOVRIC, M. “Behavioral Finance and Agent-Based Artificial Markets”. Erasmus University Rotterdam, Rotterdam, 2011.
- MACAL, C. M., NORTH, M. J. “Tutorial on Agent-Based Modelling and Simulation”. In KUHL, M. E., STEIGER, N. M., ARMSTRONG, F. B., JOINES, J. A. (eds.), Proceedings of the 2005 Winter Simulation Conference, 2005.
- MACAL, C. M., NORTH, M. J. “Tutorial on Agent-Based Modelling and Simulation Part 2: How to model with agents”. In PERRONE, L. F., WIELAND, F. P., LAWSON, B. G., NICOL, D. M., FUJIMOTO R. M., J. A. (eds.), Proceedings of the 2006 Winter Simulation Conference, 2006.
- MACAL, C. M.; NORTH, M. J. “Tutorial on agent-based modelling and simulation”. *Journal of Simulation*, n.4, 151-162, 2010.
- MALKIEL, B. G. “The efficient market hypothesis and its critics”, *Journal of Economic Perspectives*, vol.17 (1) Winter: 59-82, 2003.
- MERTON, R. “A simple model of capital market equilibrium with incomplete information”, *Journal of Finance*, n.42, 1987.
- ODEAN, T. “Are investors reluctant to realize their losses?” *The Journal of Finance*, 53(5):1775-1798, 1998.
- ODEAN, T. Do investors trade too much? *The American Economic Review*, 89(5): 1279–1298, 1999.
- PRADO, E. F. S. “Economia Mecânica e Economia Evolucionária”, *Jornal Valor Econômico*, 2001.
- PRADO, E. F. S. “Microeconomia Reducionista e Microeconomia Sistêmica”. *Nova Economia*, vol.16, no.2, 303-322, 2006.
- PRADO, E. F. S. “Três concepções de complexidade”. mimeo, 2009.
- RABERTO, M.; CINCOTTI, S.; FOCARDI, S. M.; MARCHESI, M. “Agent-based simulation of a financial market”, *Physica A*, 299, 319–327, 2001.
- RABIN, M. “Psychology and economics”, *Journal of Economic Literature*, n36, 11–46, 1998.
- RIECK, C. “Evolutionary simulation of asset trading strategies”, In: HILLEBRAND, E.; STENDER, J. (eds). *Many-Agent Simulation and Artificial Life*, IOS Press, 1994.
- ROUTLEDGE, B. R. “Genetic algorithm learning to choose and use information”, *Macroeconomic Dynamics*, 5, 303–325, 2001.
- SIMON, H.A. “Models of man”. Wiley, New York, NY, 1957.

SHILLER, R. “Do stock prices move too much to be justified by subsequent changes in dividends?”. *The American Economic Review*, v.71, n.2, p.421-436, 1981.

SHLEIFER, A. *Inefficient markets: an introduction to behavioral finance*. New York: Oxford University Press, 2000.

SHLEIFER, A.; SUMMERS, L. “The noise trader approach to finance”. *Journal of Economic Perspectives*, 4:19-33, 1990.

SHLEIFER, A.; VISHNY, R. “The limits of arbitrage”. *Journal of Finance*, n.52, 1997.

TAKAHASHI, H.; TERANO, T. “Agent-based approach to investor’s behavior and asset price fluctuation in financial markets”. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 6(3), 2003.

TESFATSION, L. “Agent-Based Computational Economics”. *ISU Economics Working Paper n.1*, Department of Economics, Iowa State University, 2003.

TESFATSION, L. “Agent-Based Computational Economics: A Constructive Approach to Economic Theory”. In: TEFATSION, L; JUDD, K.L. (Eds.). *Handbook of Computational Economics vol.2: Agent-Based Computational Economics*. North Holland, 2006.

VARIAN, H. “Microeconomic Analysis”, New York: W.W. Norton, 1982.

VON NEUMANN, J.; MORGENSTERN, O. *Theory of Games and Economic Behavior*. Princeton: Princeton University Press, 1944

WEINSTEIN, N. Unrealistic Optimism about Future Life Events. *Journal of Personality and Social Psychology*, v. 39, p. 806-820, 1980.

WINKER, P.; GILLI, M. “Indirect estimation of the parameters of agent based models of financial markets”, *Technical Report*, 38, FAME, 2001.

WURGLER, J.; ZHURAVSKAYA, E. “Does arbitrage flatten demand curves for stocks?”. Mimeo, Harvard University, 1999.

YOSHINAGA, C. E.; OLIVEIRA, R. F.; SILVEIRA, A. D. M.; BARROS, L. A. B. C. “Finanças Comportamentais: uma introdução”. *Revista de Gestão USP*, São Paulo, v.15, n.3, p.25-35, julho-setembro 2008.

APÊNDICE

A1. O problema de Maximização da Utilidade Esperada

$$U(W_{t,i}) = -exp^{-\lambda W_{t,i}}$$

A função de utilidade esperada da riqueza baseada no formato da função de utilidade descrita acima é relevante porque ela pode ser escrita somente com base no retorno esperado médio e variância do retorno esperado e não com base em toda a distribuição de probabilidade dos retornos, como normalmente ocorre, em que, a utilidade dos possíveis retornos é ponderada pela probabilidade desses retornos. Para que isso ocorra é necessário que o retorno esperado ($E(p_{t+1} + d_{t+1})$) possua distribuição normal.

Desta forma a função de utilidade esperada baseada no formato desta função de utilidade é, segundo Varian (1992, p.189):

$$EU(W_{t,i}) = - \int e^{-\lambda W_{t,i}} f(W_{t,i}) dw = -e^{-\lambda(E(W_{t,i}) - \lambda\sigma^2/2)}$$

Então, a quantidade demandada de ações que maximiza esta função utilidade de esperada pode ser calculada: 1) determinando o retorno esperado pelos agentes; 2) determinando a variância dos retornos; 3) substituindo esses valores na função utilidade esperada; 4) calculando-se a primeira derivada desta função e igualando-a a zero, obedecendo a condição de primeira ordem. Como a função de utilidade é considerada côncava, em função do pressuposto de aversão ao risco, a segunda derivada é considerada não-positiva e o valor da quantidade demandada de ações que maximiza esta função de utilidade esperada é considerada um ponto de máximo.

1) Determinação do retorno esperado:

O valor da riqueza do agente i no período $t+1$, segundo o modelo, pode ser descrito como abaixo:

$$W_{t+1,i} = x_{t,i}(p_{t+1} + d_{t+1}) + (W_{t,i} - p_{t,i}x_{t,i})(1 + r)$$

Desta forma, o valor da riqueza esperada do agente pode ser descrita como:

$$E(W_{t,i}) = \sum \pi [x_{t,i}(p_{t+1} + d_{t+1}) + (W_{t,i} - p_{t,i}x_{t,i})(1 + r)]$$

π – probabilidade de ocorrência dos possíveis resultados.

$$E(W_{t,i}) = x_{t,i} \sum \pi (p_{t+1} + d_{t+1}) + (W_{t,i} - p_{t,i}x_{t,i}) \sum \pi (1 + r)$$

$$E(W_{t,i}) = x_{t,i} E(p_{t+1} + d_{t+1}) + (W_{t,i} - p_{t,i}x_{t,i})(1 + r)$$

r – taxa de retorno do ativo livre de risco, sempre constante.

2) A variância da riqueza pode ser determinada como:

$$\sigma^2 = \sum \pi [x_{t,i}(p_{t+1} + d_{t+1}) + (W_{t,i} - p_{t,i}x_{t,i})(1 + r) - E(W_{t,i})]^2$$

$$\sigma^2 = \sum \pi [x_{t,i}(p_{t+1} + d_{t+1}) + (W_{t,i} - p_{t,i}x_{t,i})(1 + r) - x_{t,i} E(p_{t+1} + d_{t+1}) - (W_{t,i} - p_{t,i}x_{t,i})(1 + r)]^2$$

$$\sigma^2 = \sum \pi [x_{t,i}(p_{t+1} + d_{t+1}) - x_{t,i} E(p_{t+1} + d_{t+1})]^2$$

$$\sigma^2 = \sum \pi x_{t,i}^2 [(p_{t+1} + d_{t+1}) - E(p_{t+1} + d_{t+1})]^2$$

3) O quantidade demandada de ações $x_{t,i}$, pode ser calculada através da maximização da função utilidade esperada abaixo:

$$\max EU(W_{t,i}) = -e^{-\lambda(E(W_{t,i}) - \lambda\sigma^2/2)}$$

$$\max EU(W_{t,i}) = -e^u$$

em que

$$u = -\lambda[x_{t,i}E(p_{t+1} + d_{t+1}) + (W_{t,i} - p_{t,i}x_{t,i})(1 + r) - \lambda \frac{[\sum \pi x_{t,i}^2 [(p_{t+1} + d_{t+1}) - E(p_{t+1} + d_{t+1})]^2]}{2}]$$

4) Calculando o ponto de máximo:

$$\frac{\partial EU(W_{t,i})}{\partial x_{t,i}} = -e^u \cdot \frac{du}{dx_{t,i}} = 0$$

$$\frac{du}{dx_{t,i}} = 0$$

$$-\lambda E(p_{t+1} + d_{t+1}) + \lambda p_t(1+r) + x_{t,i} \lambda^2 E[(p_{t+1} + d_{t+1}) - E(p_{t+1} + d_{t+1})]^2 = 0$$

$$x_{t,i} \lambda^2 E[(p_{t+1} + d_{t+1}) - E(p_{t+1} + d_{t+1})]^2 = \lambda [E(p_{t+1} + d_{t+1}) - p_t(1+r)]$$

$$x_{t,i} = \frac{\lambda [E(p_{t+1} + d_{t+1}) - p_t(1+r)]}{\lambda^2 E[(p_{t+1} + d_{t+1}) - E(p_{t+1} + d_{t+1})]^2}$$

$$x_{t,i} = \frac{E(p_{t+1} + d_{t+1}) - p_t(1+r)}{\lambda \sigma_{p+d}^2}$$

Esta é a quantidade demandada de ações que maximiza a utilidade esperada da riqueza do investidor.

ANEXO

ANEXO 1 – ESTRUTURA COMPUTACIONAL DO MERCADO FINANCEIRO ARTIFICIAL

Automatically generated LSD report.

Model: Financial Maket

Description

Model: Financial Market
in directory: C:/Lsd/Work/Financial1
(description not available)

Este modelo analisa negociações entre agentes fundamentalistas e grafistas em um mercado financeiro artificial. Esta versão altera a forma de calculo da variância dos agentes e o modo como as expectativas são formadas pelos agentes grafistas, pressupondo a existência de memórias diferentes pelos agentes. Também são realizados ajustes com relação ao código das equações. Este modelo inclui a possibilidade de excesso de confiança para os agentes e também os níveis de confiança podem variar de acordo com ganhos ou perdas incorridos pelos agentes.

Summary

Object Structure

[Root](#)->[Market](#)->[Investor](#)

List of Variables:

List of Parameters:

Equation File: **fun_Financial1.cpp**

Object Root

Containing Objects: [Market](#)

List of Variables:

List of Parameters:

Object Market

Contained in Object: [Root](#)

Containing Objects: [Investor](#)

List of Variables:

List of Parameters:

Description

(no description available)

Object	Label		Comment
Market	divbase (P)	Init. values	
Market	Dividend (1)	Init. values	
Market	w (0)		
Market	alfa (P)	Init. values	
Market	meanw (P)	Init. values	
Market	varw (P)	Init. values	
Market	StockPrice (11)	Init. values	All 1 instances equal to 40.
Market	r (P)	Init. values	
Market	TotalSB (0)		
Market	StockRate (0)		
Market	beta (P)	Init. values	
Market	TotalOB (0)		
Market	TotalDemand (0)		
Market	Time (1)	Init. values	
Market	NumGrafista1 (P)	Init. values	All 5 instances equal to 0.
Market	NumTime (P)	Init. values	
Market	NumGrafista2 (P)	Init. values	
Market	NumGrafista3 (P)	Init. values	
Market	FundValue (0)		

Object Investor

Contained in Object: [Root](#)->[Market](#)

List of Variables:

List of Parameters:

Description

(no description available)

Object	Label	Comment
--------	-------	---------

Investor lambda (P)	Init. values	All 25 instances equal to 0.5.
Investor Wealth (1)	Init. values	All 100 instances equal to 100.
Investor StockDemand (0)		
Investor ExpectPrice (1)	Init. values	All 100 instances equal to 22.
Investor VarPrice (1)	Init. values	All 100 instances equal to 4.
Investor g (P)	Init. values	All 100 instances equal to 0.015.
Investor k (P)	Init. values	All 100 instances equal to 0.25.
Investor SubmitBid (0)		
Investor OfferBid (0)		
Investor FreeStockDemand (0)		
Investor Fundamentalista (0)		
Investor Grafista1 (0)		
Investor IdInvestor (P)	Init. values	All 100 instances equal to 1. Instances from 26 to 50 equal to 2. Instances from 51 to 75 equal to 3. Instances from 76 to 10000 equal to 4. Instances from 26 to 10000 equal to 3.
Investor teta (P)	Init. values	All 25 instances equal to 0.01.
Investor Grafista2 (0)		
Investor ExpectGraf1 (0)		
Investor ExpectGraf2 (0)		
Investor Grafista3 (0)		
Investor ExpectGraf3 (0)		
Investor AvailableCash (0)		
Investor FinalStockDemand (1)	Init. values	All 100 instances equal to 1.
Investor Result (0)		
Investor Confidence (1)	Init. values	All 100 instances equal to 1.
Investor ModVarPrice (0)		
Investor TransConfidence (0)		
Investor AtConfidence (0)		
Investor a (P)	Init. values	All 100 instances equal to 0.95. Instances from 1 to 25 equal to 1. Instances from 26 to 10000 equal to 0.99.
Investor b (P)	Init. values	All 100 instances equal to 1.05. Instances from 1 to 25 equal to 1. Instances from 26 to 10000 equal to 1.01.

Initial Values

Object Structure

[Root](#)->[Market](#)->[Investor](#)

List of Variables:

List of Parameters:

Detailed Description

Object Structure

[Root](#)->[Market](#)->[Investor](#)

List of Variables:

List of Parameters:

Object Root

Containing: [Market](#)

List of Variables:

List of Parameters:

Object Market

Contained in Object: [Root](#)

Containing: [Investor](#)

List of Variables:

List of Parameters:

Parameter **divbase**

In Object [Market](#)

Used in: [Dividend](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Variable **Dividend**

In Object [Market](#)

Used

in: [Dividend](#) [Wealth](#) [Fundamentalista](#) [Grafista1](#) [Grafista2](#) [Grafista3](#) [VarPrice](#) [StockRate](#) [FundValue Result](#)

Using: [divbase](#) [Dividend w alfa](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("Dividend")
/*
Equação do dividendo pago por uma ação
*/
v[0]=V("divbase");
v[1]=VL("Dividend",1);
v[2]=V("w");
v[3]=V("alfa");
v[4]=v[0]+(v[3]*(v[1]-v[0]))+v[2];
RESULT(v[4])
Return
```

Variable w

In Object [Market](#)

Used in: [Dividend](#)

Using: [meanw](#) [varw](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("w")
/*
Equação de w
*/
v[0]=V("meanw");
v[1]=V("varw");
v[2]=norm(v[0],v[1]);
RESULT(v[2])
Return
```

Parameter alfa

In Object [Market](#)

Used in: [Dividend](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Parameter meanw

In Object [Market](#)

Used in: [w](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Parameter varw

In Object [Market](#)

Used in: [w](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Variable StockPrice

In Object [Market](#)

Used

in: [Wealth](#) [AvailableCash](#) [FreeStockDemand](#) [StockDemand](#) [Grafista1](#) [Grafista2](#) [Grafista3](#) [VarPrice](#) [SubmitBid](#) [StockPrice](#) [StockRate](#) [Result](#)

Using: [StockPrice](#) [TotalSB](#) [beta](#) [TotalOB](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("StockPrice")
```

```

/*
Preço de equilíbrio de mercado
*/
v[0]=V("TotalSB");
v[1]=V("TotalOB");
v[2]=VL("StockPrice",1);
v[3]=V("beta");

v[4]=(v[0]-v[1])/v[3];
v[5]=exp(v[4]);

```

RESULT (v[2]*v[5])

[Return](#)

Parameter **r**

In Object [Market](#)

Used in: [Wealth](#) [FreeStockDemand](#) [StockDemand](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Variable **TotalSB**

In Object [Market](#)

Used in: [StockPrice](#)

Using: [SubmitBid](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

EQUATION("TotalSB")

```
/*
```

```
Total de apostas de compra de ações no mercado.
```

```
*/
```

```
v[0]=0;
```

```
CYCLE(cur,"Investor")
```

```
{
```

```
v[1]=VS(cur,"SubmitBid");
```

```
v[0]=v[0]+v[1];
```

```
}
```

```
RESULT(v[0])
```

[Return](#)

Variable **StockRate**

In Object [Market](#)

Used in: (never used)

Using: [Dividend](#) [StockPrice](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

EQUATION("StockRate")

```
/*
```

```
Taxa de retorno do ativo arriscado
```

```
*/
```

```
v[0]=V("StockPrice");
```

```
v[1]=VL("StockPrice",1);
```

```
v[2]=V("Dividend");
```

RESULT ((v[0]-v[1]+v[2])/v[1])

[Return](#)

Parameter **beta**

In Object [Market](#)

Used in: [StockPrice](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Variable **TotalOB**

In Object [Market](#)

Used in: [StockPrice](#)

Using: [OfferBid](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("TotalOB")
```

```
/*
```

```
Total de apostas de venda de ações no mercado.
```

```
*/
```

```
v[0]=0;
```

```
CYCLE(cur, "Investor")
```

```
{
```

```
v[1]=VS(cur, "OfferBid");
```

```
v[0]=v[0]+v[1];
```

```
}
```

```
RESULT( v[0] )
```

[Return](#)

Variable **TotalDemand**

In Object [Market](#)

Used in: (never used)

Using: [FinalStockDemand](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("TotalDemand")
```

```
/*
```

```
Equação que determina o total demandado no mercado
```

```
*/
```

```
v[0]=0;
```

```
CYCLE(cur, "Investor")
```

```
{
```

```
v[1]=VS(cur, "FinalStockDemand");
```

```
v[0]=v[0]+v[1];
```

```
}
```

```
RESULT(v[0] )
```

[Return](#)

Variable **Time**

In Object [Market](#)

Used in: [Time ExpectPrice Grafista1 Grafista2 Grafista3](#)

Using: [Time](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("Time")
```

```

/*
Equação que determina o tempo da simulação.
*/
v[0]=VL("Time",1);
v[1]=v[0]+1;

```

RESULT (v[1])

[Return](#)

Parameter **NumGrafista1**

In Object [Market](#)

Used in: [ExpectGraf1](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Parameter **NumTime**

In Object [Market](#)

Used in: [ExpectPrice](#) [Grafista1](#) [Grafista2](#) [Grafista3](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Parameter **NumGrafista2**

In Object [Market](#)

Used in: [ExpectGraf2](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Parameter **NumGrafista3**

In Object [Market](#)

Used in: [ExpectGraf3](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Variable **FundValue**

In Object [Market](#)

Used in: (never used)

Using: [Dividend](#) [g](#) [k](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("FundValue")
```

```
/*
```

```
Equação que determina o valor fundamental do ativo arriscado negociado no mercado.
```

```
*/
```

```
v[0]=V("Dividend");
```

```
v[1]=V("g");
```

```
v[2]=V("k");
```

```
v[4]=v[0]*(1+v[1]);
```

```
v[3]=v[4]/(v[2]-v[1]);
```

```
RESULT(v[3])
```

[Return](#)

Object [Investor](#)

Contained in Object: [Root->Market](#)

Containing: (none)

List of Variables:

List of Parameters:

Parameter lambda

In Object [Investor](#)

Used in: [FreeStockDemand](#) [StockDemand](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Variable Wealth

In Object [Investor](#)

Used in: [Wealth](#) [AvailableCash](#)

Using: [Dividend](#) [StockPrice](#) [r](#) [Wealth](#) [FinalStockDemand](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("Wealth")
```

```
/*
```

```
Valor da riqueza do agente no período t.
```

```
*/
```

```
v[0]=V("FinalStockDemand");
```

```
v[1]=V("StockPrice");
```

```
v[2]=VL("Wealth",1);
```

```
v[3]=V("Dividend");
```

```
v[4]=V("r");
```

```
RESULT((v[0]*(v[1]+v[3]))+(1+v[4])*(v[2]-(v[0]*v[1])))
```

[Return](#)

Variable StockDemand

In Object [Investor](#)

Used in: [SubmitBid](#) [OfferBid](#)

Using: [StockPrice](#) [r](#) [lambda](#) [ExpectPrice](#) [ModVarPrice](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("StockDemand")
```

```
/*
```

```
Equação da quantidade demandada de ações pelos agentes
```

```
*/
```

```
v[0]=V("ExpectPrice");
```

```
v[1]=VL("StockPrice",1);
```

```
v[2]=V("r");
```

```
v[3]=V("lambda");
```

```
v[4]=V("ModVarPrice");
```

```
v[5]=(v[0]-((1+v[2])*v[1]))/(v[3]*v[4]);
```

```
if(v[5]>=5)
```

```
v[6]=5;
```

```
else
```



```

v[6]=v[5];

if (v[6]<-5)
v[7]=-5;
else
v[7]=v[6];

RESULT (v[7])
Return

```

Variable ExpectPrice

In Object [Investor](#)

Used in: [FreeStockDemand](#) [StockDemand](#) [VarPrice](#) [Result](#)

Using: [Time](#) [NumTime](#) [Fundamentalista](#) [ExpectGrafl](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```

EQUATION("ExpectPrice")
/*
Equação que determina as expectativas dos agentes como
fundamentalistas, quando o tempo necessário para mudança de
expectativas não decorreu
*/
v[0]=V("Time");
v[1]=V("NumTime");
v[2]=V("Fundamentalista");
v[3]=V("ExpectGrafl");

if (v[0]<=v[1])
v[4]=v[2];
else
v[4]=v[3];

RESULT ( v[4])
Return

```

Variable VarPrice

In Object [Investor](#)

Used in: [VarPrice](#) [ModVarPrice](#) [AtConfidence](#)

Using: [Dividend](#) [StockPrice](#) [ExpectPrice](#) [VarPrice](#) [teta](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```

EQUATION("VarPrice")
/*
Equação da variância das expectativas
*/
v[0]=VL("ExpectPrice",1);
v[1]=VL("VarPrice",1);
v[2]=VL("StockPrice",1);
v[3]=V("Dividend");
v[4]=V("teta");
v[5]=(v[2]+v[3])-v[0];
v[6]=pow(v[5],2);

```

RESULT (((1-v[4]) *v[1]) + (v[4] *v[6])))

[Return](#)

Parameter g

In Object [Investor](#)

Used in: [Fundamentalista FundValue](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Parameter k

In Object [Investor](#)

Used in: [Fundamentalista FundValue](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Variable SubmitBid

In Object [Investor](#)

Used in: [TotalSB FinalStockDemand](#)

Using: [StockPrice](#) [StockDemand](#) [AvailableCash](#) [FinalStockDemand](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("SubmitBid")
```

```
/*
```

```
Equação que determina a submissão de apostas de compra de ações.
```

```
*/
```

```
v[0]=VL("FinalStockDemand",1);
```

```
v[1]=V("StockDemand");
```

```
v[3]=VL("StockPrice",1);
```

```
v[4]=V("AvailableCash");
```

```
if (v[1]>=v[0])
```

```
v[2]=v[1]-v[0];
```

```
else
```

```
v[2]=0;
```

```
v[5]=v[2]*v[3];
```

```
if (v[5]>v[4])
```

```
v[6]=v[4]/v[3];
```

```
else
```

```
v[6]=v[2];
```

```
RESULT ( v[6] )
```

[Return](#)

Variable OfferBid

In Object [Investor](#)

Used in: [TotalOB FinalStockDemand](#)

Using: [StockDemand](#) [FinalStockDemand](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("OfferBid")
```

```
/*
```

```
Equação que determina a submissão de apostas de venda de ações.
```

```

*/
v[0]=VL("FinalStockDemand",1);
v[1]=V("StockDemand");

```

```

if(v[1]<v[0])
v[2]=v[0]-v[1];
else
v[2]=0;
RESULT(v[2])
Return

```

Variable FreeStockDemand

In Object [Investor](#)

Used in: (never used)

Using: [StockPrice r](#) [lambda](#) [ExpectPrice](#) [ModVarPrice](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("FreeStockDemand")
```

```
/*
```

Equação da quantidade demandada de ações pelos agentes

```
*/
```

```

v[0]=V("ExpectPrice");
v[1]=VL("StockPrice",1);
v[2]=V("r");
v[3]=V("lambda");
v[4]=V("ModVarPrice");
v[5]=(v[0]-((1+v[2])*v[1]))/(v[3]*v[4]);

```

```
RESULT(v[5])
```

```
Return
```

Variable Fundamentalista

In Object [Investor](#)

Used in: [ExpectPrice](#) [ExpectGraf3](#)

Using: [Dividend g k](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("Fundamentalista")
```

```
/*
```

Equação que determina a formação de expectativas por agentes fundamentalistas.

```
*/
```

```

v[0]=V("Dividend");
v[1]=V("g");
v[2]=V("k");
v[4]=v[0]*(1+v[1]);
v[3]=v[4]/(v[2]-v[1]);
RESULT(v[4]+v[3])

```

```
Return
```

Variable Grafista1

In Object [Investor](#)

Used in: [ExpectGraf1](#)

Using: [Dividend](#) [StockPrice](#) [Time](#) [NumTime](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("Grafista1")
/*
Equação que determina a formação de expectativas por agentes
grafistas.
*/
v[0]=VL("StockPrice",1);
v[1]=VL("StockPrice",2);
v[4]=V("Time");
v[5]=VL("Dividend",1);
v[6]=V("NumTime");
v[2]=(v[0]/v[1])-1;
v[8]=1+v[2];
v[3]=pow(v[8],2);
v[7]=v[0]*v[3];
v[10]=v[5]*v[8];

if(v[4]>v[6])
v[3]=v[7]+v[10];
else
v[3]=0;
```

RESULT(v[3])

[Return](#)

Parameter IdInvestor

In Object [Investor](#)

Used in: [ExpectGraf1](#) [ExpectGraf2](#) [ExpectGraf3](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Parameter teta

In Object [Investor](#)

Used in: [VarPrice](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Variable Grafista2

In Object [Investor](#)

Used in: [ExpectGraf2](#)

Using: [Dividend](#) [StockPrice](#) [Time](#) [NumTime](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("Grafista2")
/*
Equação que determina a formação de expectativas por agentes
grafistas com memória = 5.
*/
v[0]=VL("StockPrice",1);
v[1]=VL("StockPrice",2);
v[2]=VL("StockPrice",3);
v[3]=VL("StockPrice",4);
v[4]=VL("StockPrice",5);
```

```

v[5]=VL ("StockPrice", 6);
v[15]=VL ("Dividend", 1);
v[17]=V ("Time");
v[19]=V ("NumTime");
v[6]=(v[0]/v[1]) -1;
v[7]=(v[0]/v[2]) -1;
v[8]=(v[0]/v[3]) -1;
v[9]=(v[0]/v[4]) -1;
v[10]=(v[0]/v[5]) -1;
v[11]=(v[6]+v[7]+v[8]+v[9]+v[10])/5;
v[12]=1+v[11];
v[13]=pow(v[12], 2);
v[14]=v[0]*v[13];
v[16]=v[15]*v[12];

if (v[17]>v[19])
v[18]=v[14]+v[16];
else
v[18]=0;

```

RESULT (v[18])

[Return](#)

***Variable* ExpectGraf1**

In Object [Investor](#)

Used in: [ExpectPrice](#)

Using: [NumGrafista1](#) [Grafista1](#) [IdInvestor](#) [ExpectGraf2](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION ("ExpectGraf1")
```

```
/*
```

```
Formação de expectativas quanto ao preço e dividendo futuro.
```

```
*/
```

```

v[2]=V ("Grafista1");
v[3]=V ("IdInvestor");
v[4]=V ("NumGrafista1");
v[9]=V ("ExpectGraf2");

```

```
if (v[3]==v[4])
```

```
v[6]=v[2];
```

```
else
```

```
v[6]=v[9];
```

RESULT (v[6])

[Return](#)

***Variable* ExpectGraf2**

In Object [Investor](#)

Used in: [ExpectGraf1](#)

Using: [NumGrafista2](#) [IdInvestor](#) [Grafista2](#) [ExpectGraf3](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```

EQUATION("ExpectGraf2")
/*
Equação que determina as expectativas dos agentes grafistas, com
memória maior.
*/
v[0]=V("ExpectGraf3");
v[2]=V("NumGrafista2");
v[3]=V("IdInvestor");
v[4]=V("Grafista2");

if (v[3]==v[2])
v[5]=v[4];
else
v[5]=v[0];

RESULT( v[5])
Return

```

Variable Grafista3

In Object [Investor](#)

Used in: [ExpectGraf3](#)

Using: [Dividend](#) [StockPrice](#) [Time](#) [NumTime](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```

EQUATION("Grafista3")
/*
Equação que determina a formação de expectativas por agentes
grafistas com memória = 10.
*/
v[0]=VL("StockPrice",1);
v[1]=VL("StockPrice",2);
v[2]=VL("StockPrice",3);
v[3]=VL("StockPrice",4);
v[4]=VL("StockPrice",5);
v[5]=VL("StockPrice",6);
v[6]=VL("StockPrice",7);
v[7]=VL("StockPrice",8);
v[8]=VL("StockPrice",9);
v[9]=VL("StockPrice",10);
v[10]=VL("StockPrice",11);
v[24]=VL("Dividend",1);
v[25]=V("Time");
v[26]=V("NumTime");
v[11]=(v[0]/v[1])-1;
v[12]=(v[0]/v[2])-1;
v[13]=(v[0]/v[3])-1;
v[14]=(v[0]/v[4])-1;
v[15]=(v[0]/v[5])-1;
v[16]=(v[0]/v[6])-1;
v[17]=(v[0]/v[7])-1;
v[18]=(v[0]/v[8])-1;
v[19]=(v[0]/v[9])-1;

```

```

v[20]=(v[0]/v[10])-1;
v[21]=(v[11]+v[12]+v[13]+v[14]+v[15]+v[16]+v[17]+v[18]+v[19]+v[20])/10;
v[22]=1+v[21];
v[23]=pow(v[22],2);
v[27]=v[0]*v[23];
v[28]=v[24]*v[22];

if(v[25]>v[26])
v[29]=v[27]+v[28];
else
v[29]=0;

RESULT( v[29])
Return

```

Variable ExpectGraf3

In Object [Investor](#)

Used in: [ExpectGraf2](#)

Using: [NumGrafista3](#) [Fundamentalista](#) [IdInvestor](#) [Grafista3](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```

EQUATION("ExpectGraf3")
/*
Equação que determina as expectativas dos agentes grafistas, com
memória maior.
*/
v[0]=V("Fundamentalista");
v[1]=V("NumGrafista3");
v[2]=V("IdInvestor");
v[3]=V("Grafista3");

if(v[2]==v[1])
v[4]=v[3];
else
v[4]=v[0];

RESULT( v[4])
Return

```

Variable AvailableCash

In Object [Investor](#)

Used in: [SubmitBid](#)

Using: [StockPrice](#) [Wealth](#) [FinalStockDemand](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```

EQUATION("AvailableCash")
/*
Equação que determina a quantidade de dinheiro disponível para
aplicação financeira no ativo arriscado.
*/
v[0]=VL("Wealth",1);
v[1]=VL("FinalStockDemand",1);

```

```
v[2]=VL("StockPrice",1);
v[3]=v[0]-(v[1]*v[2]);
```

```
RESULT(v[3])
```

[Return](#)

Variable **FinalStockDemand**

In Object [Investor](#)

Used in: [Wealth](#) [AvailableCash](#) [SubmitBid](#) [OfferBid](#) [FinalStockDemand](#) [TotalDemand](#)

Using: [SubmitBid](#) [OfferBid](#) [FinalStockDemand](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("FinalStockDemand")
```

```
/*
```

```
Equação que determina o demanda final de ações dos agentes.
```

```
*/
```

```
v[0]=VL("FinalStockDemand",1);
```

```
v[1]=V("SubmitBid");
```

```
v[2]=V("OfferBid");
```

```
v[3]=v[0]+v[1]-v[2];
```

```
RESULT(v[3])
```

[Return](#)

Variable **Result**

In Object [Investor](#)

Used in: [AtConfidence](#)

Using: [Dividend](#) [StockPrice](#) [ExpectPrice](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("Result")
```

```
/*
```

```
Equação que determina a diferença entre as expectativas dos agentes e as realizações no mercado.
```

```
*/
```

```
v[0]=VL("ExpectPrice",1);
```

```
v[1]=VL("StockPrice",1);
```

```
v[2]=V("Dividend");
```

```
v[3]=v[1]+v[2];
```

```
v[4]=v[3]-v[0];
```

```
RESULT(v[4])
```

[Return](#)

Variable **Confidence**

In Object [Investor](#)

Used in: [ModVarPrice](#) [TransConfidence](#) [AtConfidence](#)

Using: [AtConfidence](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("Confidence")
```

```
/*
```

```
Equação que determina o nível de confiança atualizado dos
```



```

agentes.
*/
v[0]=V("AtConfidence");
v[1]=1-v[0];
v[2]=log(v[1]);
v[3]=log(0.5);
v[4]=v[2]/v[3];
v[5]=pow(v[4],4);

```

RESULT(v[5])

[Return](#)

***Variable* ModVarPrice**

In Object [Investor](#)

Used in: [FreeStockDemand](#) [StockDemand](#)

Using: [VarPrice](#) [Confidence](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("ModVarPrice")
```

```
/*
```

Equação que determina a variância das expectativas, levando-se em conta o excesso de confiança dos agentes como um erro de calibração.

```
*/
```

```

v[1]=V("VarPrice");
v[2]=VL("Confidence",1);

```

RESULT(v[2]*v[1])

[Return](#)

***Variable* TransConfidence**

In Object [Investor](#)

Used in: [AtConfidence](#)

Using: [Confidence](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("TransConfidence")
```

```
/*
```

Equação que determina a transformação do nível de confiança dos agentes, para posterior atualização destes níveis com base no resultado de suas aplicações.

```
*/
```

```

v[0]=VL("Confidence",1);
v[1]=pow(v[0],0.25);
v[2]=v[1]*-1;
v[3]=pow(2,v[2]);
v[4]=1-v[3];

```

RESULT(v[4])

[Return](#)

***Variable* AtConfidence**

In Object [Investor](#)

Used in: [Confidence](#)

Using: [VarPrice](#) [Result](#) [Confidence](#) [TransConfidence](#) [a](#) [b](#)

Go to: [Description](#), [Model Structure](#)

Equation Code:

```
EQUATION("AtConfidence")
/*
Atualiza o nvel de confiança dos agentes.
*/
v[0]=V("TransConfidence");
v[1]=V("Result");
v[2]=V("a");
v[3]=V("b");
v[6]=V("VarPrice");
v[7]=VL("Confidence",1);
v[5]=abs(v[1]);
v[8]=sqrt(v[6]);
v[9]=2*v[7]*v[8];

if(v[5]<v[9])
v[4]=v[0]*v[2];
else
v[4]=v[0]*v[3];

RESULT( v[4])
Return
```

Parameter a

In Object [Investor](#)

Used in: [AtConfidence](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)

Parameter b

In Object [Investor](#)

Used in: [AtConfidence](#)

Go to: [Description](#), [Initial values](#), [Model Structure](#)