

Álvaro Ledo Ferreira

Desenvolvimento de um simulador de mercado artificial de
ações para a interação de agentes externos

Belo Horizonte

Dezembro de 2014

Álvaro Ledo Ferreira

Desenvolvimento de um simulador de mercado artificial de ações para a
interação de agentes externos

Trabalho apresentado ao Programa de Pós-
Graduação em Engenharia de Produção da
UFMG como parte dos pré-requisitos para ob-
tenção do título de Mestre em Engenharia de
Produção

Universidade Federal de Minas Gerais

Escola de Engenharia

Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção

Orientador: Anderson Laécio Galindo Trindade

Belo Horizonte

Dezembro de 2014

F383d

Ferreira, Álvaro Ledo.

Desenvolvimento de um simulador de mercado artificial de ações para a interação de agentes externos [manuscrito] / Álvaro Ledo Ferreira. – 2014.

114 f., enc.: il.

Orientador: Anderson Laércio Galindo Trindade.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia.

Bibliografia: f.108-114.

1. Engenharia de produção - Teses. 2. Ações (Finanças) - Teses. I. Trindade, Anderson Laércio Galindo. II. Universidade Federal de Minas Gerais. Escola de Engenharia. III. Título.

CDU: 658(043)

Este trabalho é dedicado a minha família por todo o apoio, a minha namorada Carol por estar sempre ao meu lado e ao meu orientador Anderson pelas lições de vida e conhecimentos transmitidos.

*“Any experience that does not violate expectation
is not worthy of the name experience.”
(Georg Wilhelm Friedrich Hegel)*

Resumo

Para facilitar a entrada de novos investidores no mercado de ações o uso de simuladores mostra-se uma importante ferramenta para desmistificar o procedimento de negociação. Os simuladores online atualmente disponíveis utilizam cotações da própria BM&FBOVESPA com um *delay* de 15 minutos, o que faz com que possuam certas restrições. Uma alternativa seria utilizar Mercados Artificiais baseado em Agentes, mas apesar da extensa literatura tratando destes mercados, nenhum desses modelos possibilita a interação de agentes externos já que eles não têm o objetivo de serem utilizados como ferramenta de aprendizado, e sim de verificar se os modelos criados apresentam características similares às de séries de preços de mercados reais. Neste trabalho propomos o desenvolvimento de um simulador composto por: i) mercado artificial baseado em agentes que permita que usuário(s) externo(s) atue(m) como agente(s); ii) estrutura de acesso que permita ao usuário externo interagir com o mercado artificial. O simulador proposto tem como base o uso de pelo menos duas instâncias do *software* R, a primeira responsável pela execução do mercado artificial, e a segunda responsável pela interação com os agentes externos, conectadas entre si por um banco de dados comum. As propostas incluem versões do simulador tanto para uso local (apenas por um usuário) quanto via internet (para múltiplos usuários). Os resultados obtidos incluem o desenvolvimento de uma metodologia para comparar o comportamento do mercado artificial proposto ao observado em um mercado real (Bolsa de Valores de Nova Iorque - NYSE), por meio da frequência da ocorrência dos fatos estilizados. Nas diversas configurações propostas, o Mercado Artificial não mostrou todos os fatos estilizados considerados, simultaneamente, na mesma frequência que a observada na NYSE, mas este padrão é bem mais exigente que a simples comparação com um nível de significância de 5%. A interface proposta, similar à um *Home Broker*, foi desenvolvida em HTML/CSS/JavaScript e é comum para as duas versões propostas (local e *online*). Neste ponto do trabalho, a versão local do simulador não se mostrou viável por apresentar uma complexidade de instalação maior que a proposta inicialmente, com a troca do banco de dados local SQLite por um servidor de banco de dados MySQL. A versão *online* proposta é funcional, mas para que seja disponibilizada para o usuário final ainda depende da implementação de sistemas de autenticação, que fogem do escopo e do tempo disponível para a finalização deste trabalho. Por fim, simulou-se o impacto da participação de agentes externos no Mercado Artificial, e os resultados sinalizam que o Mercado Artificial proposto é capaz de manter seu funcionamento mesmo com a entrada e saída de capital do sistema.

Palavras-chaves: Mercado Artificial por Agentes, Simulador de Negociação de Ações.

Abstract

Over the last years the real interest rate of the Brazilian economy has been systematically reduced, which stimulates the migration of investments to equities, particularly the stock market. In order to ease the entry of new investors in this market, the use of simulators has shown to be an important tool to demystify the process of negotiation, without involving real money. The online simulators currently available, like FolhaInvest and UolInvest, use the quotations from BM&FBOVESPA with a 15 minutes delay in the simulator, what leads to the main limitations of those simulators: (i) the buy/sell orders of the players don't affect the market price; (ii) the use of the simulator is linked to the trading time of BM&FBOVESPA. An alternative would be to use Agent based Artificial Markets, but despite the extensive literature dealing with these markets, none of these models enables the interaction of external agents. They are not intended to be used as a learning tool, but to verify if the price series obtained at the end of the simulations, resulting from the proposed microstructure, present characteristics similar to real market price series. In this paper we propose the development of a simulator consisting of: i) agent based artificial market to negotiate multiple actions and that allows external user(s) to also act as agent(s) in this market, with simulations occurring at any time; ii) access structure that allows the external user to interact with the artificial market. The proposed simulator is based on the use of at least two instances of the R software, the first one is responsible for implementing the artificial market, and the second one is responsible for the interaction with external agents, connected by a common database. The proposals include versions of the simulator both for local use (only by one user) and online use via internet (for multiple users). The results include the development of a methodology to compare the behavior of the proposed artificial market with that observed in a real market (in this case stocks from the New York Stock Exchange - NYSE), through the frequency of occurrence of stylized facts. In the various proposed configurations, the Artificial Market did not show all the stylized facts considered simultaneously at the same frequency observed on the NYSE, but this pattern is much more demanding than simple comparison with a significance level of 5%. The proposed interface, similar to a Home Broker, was developed in HTML/CSS/JavaScript and is common for both of the proposed versions (local and online). At this point of the work, the local version of the simulator was not feasible because it presented an installation complexity greater than initially proposed, with the change of the SQLite local database for a MySQL database server. The proposed online version is functional, but to be made available to the end user it still depends on the implementation of authentication systems that are beyond the scope and the time available for the completion of this work. Finally, we simulated the impact of the participation of external agents in Artificial Market, and the results indicate that the proposed artificial market is able to keep functioning even with the entry and exit of capital on the system.

Key-words: Agent-based Artificial Market, Stock Trading Simulator.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Evolução da taxa SELIC, inflação e taxa de juros real entre 01/2000 e 07/2014.	17
Figura 2 – Evolução de juros real do Brasil e dos EUA no período de 01/2000 e 07/2014.	18
Figura 3 – Aplicação de 100 unidades monetárias às taxas de juros real do Brasil e dos EUA no período de 01/2000 e 07/2014.	19
Figura 4 – Home Broker da XP Corretora.	30
Figura 5 – Gráfico da formação de preço por <i>Clearing House</i>	40
Figura 6 – Estrutura básica do funcionamento do simulador	58
Figura 7 – Ilustração do funcionamento das datas reais e virtuais no subpasso.	60
Figura 8 – Frequência de ocorrência de Fatos Estilizados em 970 séries de preço de ações da NYSE.	67
Figura 9 – Comparação da frequência média de ocorrência de fatos estilizados nas séries NYSE, “MBG puro” e com contaminação.	68
Figura 10 – Comparação do percentil de 5% de ocorrência de fatos estilizados nas séries NYSE, “MBG puro” e com contaminação.	68
Figura 11 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP1 para a Ação 1 utilizando 1.000 replicações.	69
Figura 12 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP1 para a Ação 2 utilizando 1.000 replicações.	70
Figura 13 – Média e percentis 2,5% e 97,5% diários dos preços das Ações 1 e 2 em 1.000 simulações de 10 anos (2520 dias) na configuração CP1 mas com distribuição de capital inicial fixa (R\$50.000,00).	71
Figura 14 – Probabilidade do mercado estagnar à cada ano, em um período de 100 anos (25200 dias), com 200 simulações na configuração CP1.	71
Figura 15 – Probabilidade do mercado estagnar à cada ano, em um período de 100 anos (25200 dias), com 200 simulações na configuração CP1, com distribuição de capital inicial fixa (R\$50.000,00).	72
Figura 16 – Média e percentis 2,5% e 97,5% diários dos preços das Ações 1 e 2 em 1.000 simulações de 10 anos (2520 dias) na configuração CP1, com distribuição de capital inicial fixa (R\$50.000,00).	72
Figura 17 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP2 para a Ação 1 utilizando 200 replicações.	74
Figura 18 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP2 para a Ação 2 utilizando 200 replicações.	74
Figura 19 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP2 com 200 agentes, para a Ação 2, utilizando 200 replicações.	75
Figura 20 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP2 com janela de 20 dias, para a Ação 2, utilizando 200 replicações.	76
Figura 21 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP2 com $k = 2$, para a Ação 1, utilizando 200 replicações	77

Figura 22 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP2 com $k = 3,5$, para a Ação 1, utilizando 200 replicações	78
Figura 23 – Média e Percentis 2,5% e 97,5% para os preços da Ação 1 em 200 simulações de 10 anos (2520 dias) na configuração CP2 com diferentes valores de k	78
Figura 24 – Histograma da volatilidade da Ação 1 em 200 simulações na configuração CP3 com diferentes valores de k	79
Figura 25 – Série de preço de fechamento da Ação 1 na configuração CP3 e da PETR4 em um período de 10 anos.	80
Figura 26 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP3 com janela de 20 dias, para a Ação 1, utilizando 200 replicações.	80
Figura 27 – Série de preço de fechamento para a Ação 1 na configuração CP3 com 100 e 200 Agentes.	81
Figura 28 – Média e Percentis 2,5% e 97,5% para os preços da Ação 1 em 200 simulações de 10 anos (2520 dias) na configuração CP3 com 100 e 200 Agentes.	81
Figura 29 – Histograma da volatilidade para a Ação 1 na configuração CP3 com 100 e 200 Agentes.	82
Figura 30 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP3, para a Ação 1, com 100 e 200 Agentes.	83
Figura 31 – Médias diárias de 200 simulações das séries de preço na configuração CP4 variando a probabilidade de compra (10%, 30%, 50%, 70% e 90%) - maiores preços indicam maiores probabilidades.	84
Figura 32 – Histograma da volatilidade da Ação 1 em 200 simulações na configuração CP4 e com a volatilidade inicial igual a 20%.	85
Figura 33 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP4 (200 Agentes), para a Ação 1, variando o número de agentes (100, 400 e 800).	87
Figura 34 – Série de preço de fechamento para a Ação 1 na configuração CP4 com 100, 200, 400 e 800 Agentes.	88
Figura 35 – Histograma da volatilidade para a Ação 1 na configuração CP4 com 100, 200, 400 e 800 Agentes.	88
Figura 36 – Série de preço de fechamento da Ação 1 na configuração CP4 e da PETR4 em um período de 10 anos.	89
Figura 37 – Série de preço de fechamento da Ação 2 na configuração CP4 e da VALE5 em um período de 10 anos.	89
Figura 38 – Histograma do volume negociado da Ação 1 na configuração CP4 e da Ação PETR4 em um período de 10 anos.	90
Figura 39 – Histograma do volume negociado da Ação 2 na configuração CP4 e da Ação VALE5 em um período de 10 anos.	90
Figura 40 – Retorno da Ação 1 na configuração CP4 e da PETR4 em um período de 10 anos.	91
Figura 41 – Retorno da Ação 2 na configuração CP4 e da VALE5 em um período de 10 anos.	91
Figura 42 – Série de preços para 1 simulação da Ação 1, na configuração CP4, $P_c(t)$ e 200 e 800 agentes.	93
Figura 43 – Ocorrência dos fatos estilizados, para a Ação 1, na configuração CP4, $P_c(t)$ e 200 e 800 agentes.	94

Figura 44 – Exemplo da interface do simulador.	96
Figura 45 – Estrutura básica do funcionamento do simulador local.	97
Figura 46 – Estrutura básica do funcionamento do simulador on-line.	98
Figura 47 – Série de preço de fechamento, para a Ação 1, na configuração CP4 e com 100 agentes semiexternos.	100
Figura 48 – Ocorrência dos fatos estilizados, para a Ação 1, na configuração CP4 com 100 agentes semiexternos.	101

Lista de tabelas

Tabela 1 – Número de participantes no Folhainvest de 2002 a 2011.	19
Tabela 2 – Estrutura dos Mercados Financeiros.	23
Tabela 3 – Ranking das bolsas com base no valor de mercado das empresas listadas ao final de 2013.	25
Tabela 4 – Dados da BM&FBovespa.	26
Tabela 5 – Dados da <i>New York Stock Exchange</i> (NYSE).	28
Tabela 6 – Exemplo de formação de preço utilizando a <i>Clearing House</i>	39
Tabela 7 – Negócios que seriam realizados ao preço de R\$109,07.	40
Tabela 8 – Exemplo de <i>Book</i> de ordens de compra e venda.	41
Tabela 9 – Exemplo de <i>Book</i> de ordens de compra e venda após o processamento de uma ordem de compra de 180 ações à R\$40,70.	42
Tabela 10 – Valores críticos para o teste estatístico t para raiz unitária.	45
Tabela 11 – Tabela da Configuração Padrão 1 (CP1) proposta para o Mercado Artificial.	63
Tabela 12 – Tabela da Configuração Padrão 2 (CP2) proposta para o Mercado Artificial.	73
Tabela 13 – Tabela da Configuração Padrão 3 (CP3) proposta para o Mercado Artificial.	79
Tabela 14 – Tabela da Configuração Padrão 4 (CP4) proposta para o Mercado Artificial.	83
Tabela 15 – <i>Book</i> com as 5 melhores ordens de compra da Ação 1, ao final do dia, no Mercado Artificial com 100, 200, 400 e 800 Agentes.	86

Lista de Algoritmos

1	Procedimento de negociação de uma ordem de compra	57
2	Procedimento de negociação de uma ordem de venda	57

Lista de abreviaturas e siglas

AJAX	<i>Asynchronous Javascript and XML</i>
CDB	Certificado de Depósito Bancário
CSS	<i>Cascading Style Sheets</i>
CVM	Comissão de Valores Mobiliários
EMG	<i>Extended Minority Game</i>
EOB	<i>Eletronic Order Book</i>
ETF	<i>Exchange Traded Funds</i>
GASM	<i>Genoa Artificial Stock Market</i>
HTML	<i>HyperText Markup Language</i>
HTTP	<i>HyperText Transfer Protocol</i>
IPO	<i>Initial Public Offering</i>
JSON	<i>JavaScript Object Notation</i>
MG	<i>Minority Game</i>
NYSE	<i>New York Stock Exchange</i>
SBL	<i>Stochastic Belief Learning</i>
SEC	<i>Securities and Exchange Comission</i>
SELIC	Sistema Especial de Liquidação e de Custódia
SQL	<i>Structured Query Language</i>

Lista de símbolos

$C^i(t)$	Capital total do agente i no período t
$C_c^{i,j}(t)$	Quantidade de capital que o agente i aloca para a compra da ação j no período t
$h(i)$	Janela temporal do agente i
i	Índice do agente
j	Índice da ação
k	Constante que multiplica o desvio-padrão da distribuição de Y tal que $k = 3,5$
μ	Média da distribuição de Y tal que $\mu = 1,01$
N	Número de agentes internos
n	Número de ordens de venda no <i>Book</i> com preço $P^b \leq P^o$ para <i>market orders</i> de compra ou número de ordens de compra no <i>Book</i> com preço $P^b \geq P^o$ para <i>market orders</i> de venda
P^*	Preço ótimo da <i>Clearing House</i>
P_a	Porcentagem de agentes ativos a cada dia de negociação
P^b	Preços das <i>limit orders</i> no <i>Book</i>
P_i^b	Preço da ação da i -ésima ordem com menor preço (venda) ou maior preço (compra) no <i>Book</i>
P_c	Probabilidade de um agente emitir uma ordem de compra
$P_c^{i,j}(t)$	Preço máximo de compra da ação j para o agente i no período t
$P_r^j(t)$	Preço de referência (fechamento) da ação j no dia t
P^o	Preço máximo de compra ou mínimo de venda da <i>market order</i>
$P_r^{i,j}(t)$	Preço de referência da ação j no passo de tempo t para o agente i
P_t^x	Preço de fechamento da ação x no período t
$P_v^{i,j}(t)$	Preço mínimo de venda da ação j para o agente i no período t
$Q^{i,j}(t)$	Quantidade de ações j que o agente i possui em sua carteira no período t
Q_i^b	Quantidade de ações da i -ésima ordem com menor preço (venda) ou maior preço (compra) no <i>Book</i>

$Q_c^{i,j}(t)$	Quantidade de ações j que o agente i deseja comprar no período t
Q^o	Quantidade de ações da <i>market order</i>
$Q_v^{i,j}(t)$	Quantidade de ações j que o agente i coloca a venda no período t
r_t	Retorno logarítmico diário no período t
$S(t)$	Preço da ação no tempo t
$\sigma^{i,j}$	volatilidade histórica dos preços de fechamento da ação j utilizando a janela de tempo considerada pelo agente i
t	Dia da negociação
X	Número aleatório gerado a partir de uma distribuição Uniforme tal que $X \sim U[0,1]$
Y	Número aleatório gerado a partir de uma distribuição Normal tal que $Y \sim N(\mu; k \times \sigma^{i,j})$
$W(t)$	Movimento Browniano

Sumário

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	Motivação	17
1.2	Objetivos	20
1.3	Organização do trabalho	20
2	MERCADO FINANCEIRO	22
2.1	Mercado financeiro	22
2.2	Mercado de capitais	23
2.3	Bolsa de valores	24
2.3.1	BM&FBovespa	25
2.3.2	NYSE	26
2.4	Ações: o ativo financeiro de interesse	27
2.5	Negociando ações na BM&FBovespa	29
2.5.1	Compra e venda direta de ações	29
2.6	Tipos de ordem	30
2.7	Considerações Finais	31
3	SIMULAÇÃO, SIMULADORES E MERCADOS ARTIFICIAIS	33
3.1	Simulação para educação	33
3.2	Simuladores de bolsa de valores	36
3.3	Mercados financeiros artificiais	37
3.3.1	Mecanismos de formação de preços	38
3.3.2	Clearing House ou Double auction	38
3.3.3	Order-driven market, Double auction ou Limit Order Book	40
3.3.4	Personalidades de agentes	42
3.3.5	Outras características	43
3.3.6	Estrutura versus Comportamento	46
3.4	Desempenho de Mercados Artificiais: Os Fatos estilizados	47
3.4.1	Caudas Pesadas	48
3.4.2	Agrupamento de volatilidade (Volatility clustering)	49
3.4.3	Correlação entre volume e volatilidade	50
3.5	Mercados Artificiais na Literatura	50
3.6	Considerações Finais	53
4	O SIMULADOR PROPOSTO	54
4.1	Características do simulador	54
4.2	O Mercado Artificial	54
4.2.1	Agentes	55
4.2.2	Mecanismo de formação de preços	56

4.3	A estrutura de acesso ao Mercado Artificial	56
4.4	A relação entre tempo real e tempo virtual: viabilizando a interação de agentes externos	58
4.5	Considerações finais	59
5	ANÁLISE DO MERCADO ARTIFICIAL	61
5.1	Configuração base do mercado artificial	61
5.2	A Qualidade do Simulador	63
5.2.1	Metodologia Proposta	64
5.2.2	Validação da Metodologia Proposta	67
5.3	Determinação da Configuração Padrão do Mercado	69
5.3.1	Avaliação do Mercado Artificial na Configuração Padrão 1 (CP1)	69
5.3.2	Avaliação do Mercado Artificial na Configuração Padrão 2 (CP2)	73
5.3.3	Avaliação do Mercado Artificial na Configuração Padrão 3 (CP3)	79
5.4	Análise de sensibilidade	82
5.4.1	Variando a probabilidade de compra	84
5.4.2	Variando a volatilidade inicial	84
5.4.3	Variando o número de agentes	85
5.5	Comparando as ações do Mercado Artificial com ações da BM&FBovespa	87
5.6	Considerações finais	91
6	ANÁLISE DA ESTRUTURA DE ACESSO E IMPACTO DOS AGENTES EXTERNOS	95
6.1	Interface com o usuário	95
6.2	Análise do funcionamento local do simulador	97
6.3	Análise do funcionamento online do simulador	98
6.4	Impacto de Agentes Externos no Mercado Artificial	99
6.5	Considerações Finais	100
7	CONCLUSÕES	103
7.1	Sugestões para trabalhos futuros	106
	Referências	108

1 Introdução

1.1 Motivação

A taxa de Sistema Especial de Liquidação (TRAHAN; GITMAN, 1995) e de Custódia (SELIC) é considerada a taxa básica de juros da economia brasileira, e portanto é o índice no qual os bancos brasileiros se embasam para determinar suas próprias taxas de juros. Ela é diretamente responsável pelo rendimento de investimentos de renda fixa, como os fundos de investimento, Certificados de Depósitos Bancários (CDB) e títulos do Tesouro Direto. Apesar do aumento da SELIC observado desde a mínima histórica ocorrida em 06 de março de 2013 (7,25% a.a.), ela vem apresentando tendência geral de queda nos últimos 14 anos, como mostra a [Figura 1](#) (Banco Central do Brasil, 2014). Do ponto de vista do investidor, mais importante que a SELIC em si é a taxa real de juros, ou seja, a rentabilidade da SELIC descontada a inflação. A [Figura 1](#) mostra que a taxa real de juros da economia brasileira também vem apresentando uma tendência de queda nos últimos 14 anos, sendo a mínima histórica observada em abril de 2013 (0,66% a.a.). Mantida esta tendência, os investidores insatisfeitos com o retorno obtido e/ou que desejam taxas maiores de retorno em seus investimentos devem buscar outras alternativas de investimento.

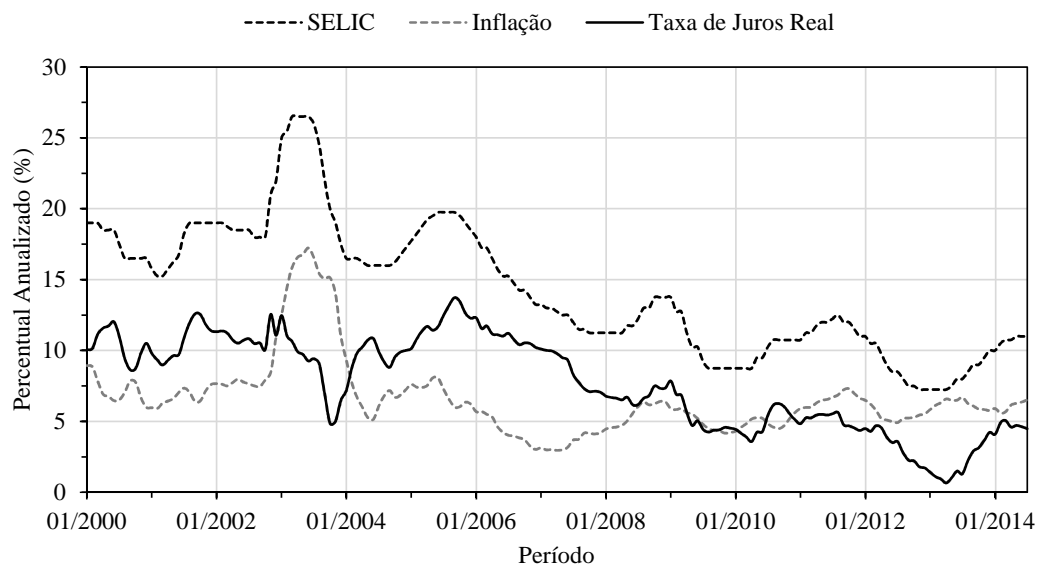


Figura 1 – Evolução da taxa SELIC, inflação e taxa de juros real entre 01/2000 e 07/2014.
Fonte: [Trading Economics](#) (2014)

Apesar desta tendência de queda, a taxa real de juros da economia brasileira permanece entre as maiores do mundo. A [Figura 2](#) compara as taxas do Brasil e dos Estados Unidos e mostra que ao mesmo tempo em que a taxa real norte-americana oscila em torno de 0% ao ano, a brasileira nunca alcançou tal valor nos últimos 14 anos. Outra forma de comparação é apresentada na [Figura 3](#) que mostra o resultado da aplicação de 100 unidades monetárias à estas taxas de juros entre janeiro de 2000 e julho de 2014. Enquanto nos Estados Unidos essa aplicação

resultaria em 95,62 unidades monetárias (i.e. prejuízo de 4,38), no Brasil resultaria em 290,54 (i.e. lucro de 190,54).

Quanto menores as taxas reais da economia, maior a busca por aplicações de renda variável, sendo uma das que mais se destaca a compra e venda de ações em bolsas de valores. Nos Estados Unidos, que apresentam um cenário de baixos juros reais há décadas, a participação direta das pessoas físicas neste tipo de aplicação é significativa. Dados da NYSE ([NYSE Market Data, 2014](#)) mostram que, em 1998, 33,8 milhões de americanos possuíam ações de forma direta, o que representava cerca de 12,25% da população à época. No Brasil, a quantidade de investidores diretos em 2013 na BM&FBovespa, a bolsa de valores brasileira na qual ações são negociadas, foi de cerca de 603 mil pessoas, o que representa apenas 0,30% da população brasileira ([BM&FBovespa, 2014](#)).

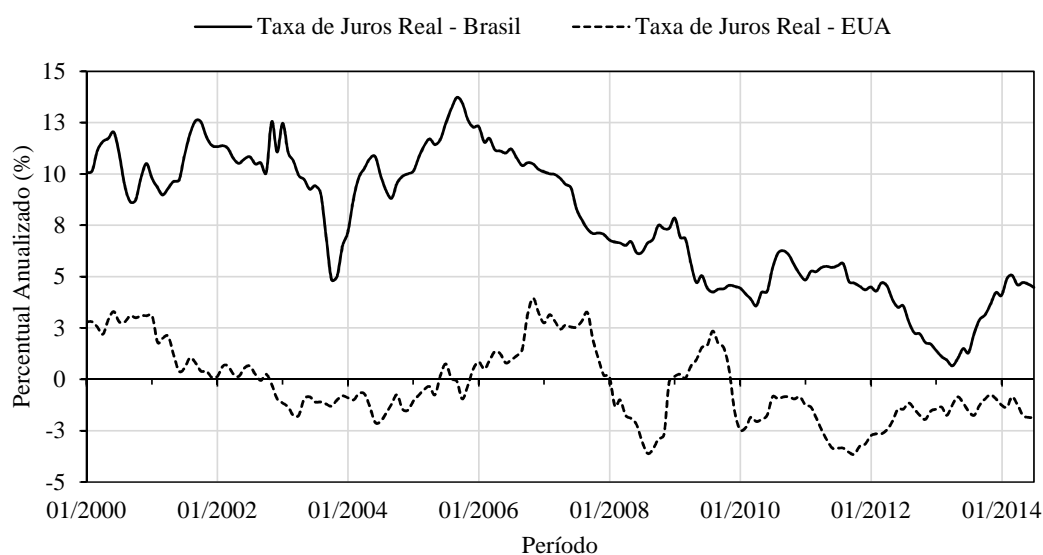


Figura 2 – Evolução de juros real do Brasil e dos EUA no período de 01/2000 e 07/2014.
Fonte: [Trading Economics \(2014\)](#)

Uma explicação para a baixa participação dos brasileiros no mercado de ações, além da ainda alta taxa de juros reais da economia, é o elevado grau de incerteza associado a este tipo de investimento, bem como a complexidade da mecânica operacional da bolsa. Para lidar com este último aspecto, o uso de simuladores torna-se uma alternativa funcional para desmistificar este tipo de aplicação. Os simuladores oficiais desenvolvidos pela BM&FBovespa para a negociação de ações são o Folhainvest (em parceria com a Folha de São Paulo) e o Uol Invest (em parceria com a Uol). O mais utilizado é o Folhainvest, criado em 1998 e no qual cada usuário começa com um crédito fictício e uma carteira de ações pré-fixada, tendo como objetivo maximizar a sua rentabilidade comprando e vendendo ações. A sua popularidade vem aumentando a cada ano como mostra a [Tabela 1 \(Folhainvest, 2014\)](#).

Entretanto, esta classe de simulador foi criada de tal modo que ao utilizá-lo o usuário não possui influência real no mercado do qual faz parte. Quando uma ordem de compra ou venda de ações é emitida pelo usuário, o simulador capta a quantidade e o preço da ordem, verifica o último preço de negociação daquela ação na BM&FBovespa (com um atraso de 15

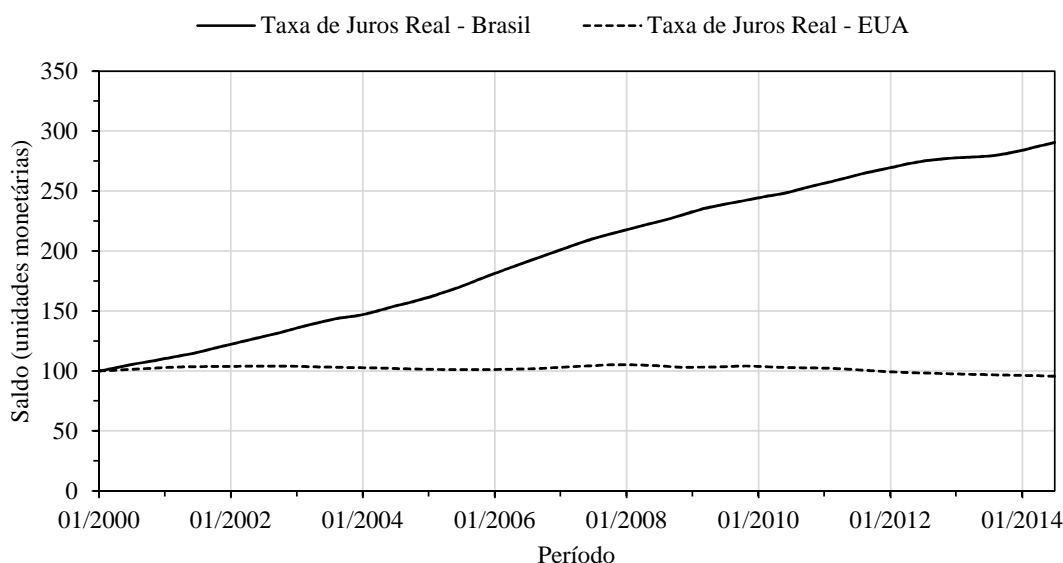


Figura 3 – Aplicação de 100 unidades monetárias às taxas de juros real do Brasil e dos EUA no período de 01/2000 e 07/2014.

Fonte: O autor com dados de [Trading Economics \(2014\)](#)

Tabela 1 – Número de participantes no Folhainvest de 2002 a 2011.

Ano	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011
Total de participantes	22.287	49.543	78.303	105.280	164.261	204.478	303.230	477.396	625.383	740.319

Fonte: [Folhainvest \(2014\)](#)

minutos), e determina a quantidade de ações que seria negociada a esse preço. Isto é, a negociação propriamente dita não ocorre, pois não existe transferência de capital e de ativos entre agentes, apenas a atualização para novos valores da carteira de ações e do capital do usuário. Outra questão consiste na falta de controle sobre o tempo de execução do simulador, já que a utilização pelo usuário fica condicionada ao horário de funcionamento do mercado real na BMF&Bovespa (com um atraso de 15 minutos nas cotações). Isso impede o seu uso fora destes horários e restringe a avaliação dos resultados das estratégias utilizadas pelo usuário à escala de tempo real (i.e., o usuário pode levar meses para aferir se sua forma de operar está adequada).

Uma alternativa a esta classe de simuladores apoiada pela BM&FBovespa, é o desenvolvimento de um simulador baseado em modelos de mercados artificiais, *i.e. uma simulação complexa baseada em agentes*, como aqueles propostos por [Maslov \(2000\)](#), [Raberto et al. \(2001\)](#), [Matassini e Franci \(2001\)](#), [Cincotti et al. \(2003\)](#), [LiCalzi e Pellizzari \(2006\)](#), entre outros. *Esses modelos são formados por agentes criados artificialmente que negociam ações de acordo com o mecanismo de formação de preço proposto pelo autor. Esses agentes possuem personalidades que determinam como ele tomará decisões, assim como capital e carteira de ações distintos. Outras atributos que caracterizam um modelo são a quantidade de ações negociadas, a quantidade de capital e ações total do sistema e a sua distribuição, a propagação de informação e o aprendizado dos agentes, entre outros.*

Entretanto, ao serem concebidos, tais modelos têm como objetivo verificar se a microestrutura proposta por cada autor conduzia à verificação da existência de fatos estilizados nas séries de preços geradas, o que asseguraria a validade do modelo proposto. *Fatos estilizados são propriedades estatísticas raras observados nas séries de preços de diferentes mercados ao redor do mundo e em diferentes épocas e que são apresentadas em diversos estudos sobre mercados financeiros (CONT, 2001; NICOLAU, 2011)*. Desta forma, estes modelos não foram concebidos para utilização como ferramentas de aprendizado, pois não preveem a interação entre os agentes internos (do modelo) com agentes externos (usuários).

1.2 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver um modelo de mercado artificial formado por agentes, que negociam duas ações e utilizando o *book* de ordens como mecanismo de formação de preço, cuja qualidade seja comparada àquela observada em mercados reais por meio das frequências de ocorrência de fatos estilizados nas séries de preços geradas. Em seguida, o objetivo passa a ser propor uma estrutura de acesso a este mercado artificial, com funcionamento tanto local quanto *online*, que pode ser facilmente empregado para o aprendizado de indivíduos leigos na mecânica operacional do mercados de ações.

Os objetivos específicos do trabalho são:

1. Construir um modelo de mercado artificial de ações com base na literatura disponível;
2. Definir uma metodologia de avaliação da frequência de ocorrência de fatos estilizados;
3. Comparar a qualidade do modelo de mercado artificial com mercados reais utilizando a metodologia definida;
4. Desenvolver uma *interface* de comunicação entre o usuário externo e o mercado artificial de ações;
5. Disponibilizar o simulador em um formato de fácil distribuição para uso individual, bem como uma versão para utilização *online*.

1.3 Organização do trabalho

O trabalho está dividido em sete capítulos. O Capítulo 1 é composto pela motivação e os objetivos geral e específicos. O Capítulo 2 apresenta um breve referencial teórico sobre mercados financeiros, incluindo definições sobre mercado de capitais, bolsas de valores do Brasil (BM&FBovespa) e Estados Unidos (NYSE), bem como sobre ações e a suas formas de negociação. O Capítulo 3 faz uma revisão sobre o uso da simulação para educação, dos simuladores existentes e sobre mercados financeiros artificiais, apresentando conceitos como os mecanismos de formação de preço, a personalidade dos agentes e fatos estilizados, além de discutir os modelos existentes na literatura. O Capítulo 4 descreve as características do simulador proposto, o mercado artificial e a estrutura de acesso ao mercado artificial, além da relação entre o tempo real e o tempo

virtual. O Capítulo 5 apresenta a metodologia utilizada para a verificação de fatos estilizados e as análises realizadas no mercado artificial para determinar uma configuração que atenda aos requisitos deste trabalho. No Capítulo 6 é feita uma análise da estrutura de acesso ao mercado, especificamente da interface e dos funcionamentos local e *online*, assim como é avaliado o impacto dos agentes externos no mercado. O Capítulo 7 contém uma avaliação dos resultados e dificuldades encontradas, além de sugestões para trabalhos futuros.

2 Mercado Financeiro

Neste capítulo são discutidos conceitos referentes aos mercados financeiros, com enfoque no segmento de mercado de capitais. Também são debatidas as estruturas que formam o mercado de capitais, chamadas de bolsas de valores, e é apresentado um breve histórico da bolsa brasileira que negocia ações (BM&FBovespa) e da bolsa de ações mais importantes dos Estados Unidos (NYSE). Outro ponto importante nesse capítulo são os objetos negociados nas bolsas, chamados ações, assim como uma explicação sobre como realizar negócios na BM&FBovespa. Por fim, apresentamos alguns conceitos sobre ações e explicações sobre a forma de negociação na BM&FBovespa.

2.1 Mercado financeiro

Para [Pinheiro \(2006\)](#) todos os vários tipos de mercado existentes podem ser divididos em mercados de produtos e mercados de fatores. Os mercados financeiros correspondem a uma parcela do último e são definidos como o “mecanismo ou ambiente através do qual se produz um intercâmbio de ativos financeiros e se determinam seus preços”.

Esse intercâmbio ocorre entre agentes superavitários, que possuem um excesso de renda, e agentes deficitários, que necessitam de investimentos para complementar sua renda. O objetivo dos agentes superavitários ao realizar investimentos, segundo [Oliveira \(1983\)](#), é gerar lucros em um período futuro.

As principais funções de um mercado financeiro são de estabelecer o contato entre os agentes citados, proporcionar liquidez aos ativos, ser um recurso de fixação de preço efetivo e diminuir prazos e despesas de intermediação ([PINHEIRO, 2006](#)). Para [Rogante \(2009\)](#), os mercados financeiros contraem o risco financeiro inerente à qualquer investimento, ao passo que asseguram a flexibilidade e liquidez do sistema, provendo dois serviços básicos: mediar e administrar os ativos e serviços bancários.

Segundo [Lopes \(2006\)](#), o desenvolvimento do mercado financeiro pode ser extremamente relevante para o crescimento econômico de um país. Essa associação já foi analisada e comprovada em vários estudos realizados por [Schumpeter \(1934\)](#), [King e Levine \(1993\)](#), [Lynch \(1994\)](#), [Levine e Zervos \(1996\)](#), [Demetriades e Hussein \(1996\)](#), [Barger \(1998\)](#). [Rocca, Silva e Carvalho \(1998 apud LOPES, 2006\)](#) apontam que um mercado financeiro eficiente pode impulsionar o crescimento econômico ao propiciar mecanismos eficientes de mobilização e alocação de recursos, oferecer condições de investimento compatíveis com as preferências dos investidores, facilitar o financiamento de alto risco e permitir a transformação de poupanças de curto e médio prazos em financiamentos de longo prazo.

De forma geral, podemos dizer que o desenvolvimento econômico está relacionado ao incentivo de poupanças e sua distribuição adequada entre investimentos, que resulta em uma expansão da capacidade produtiva, um pré-requisito para tal tipo de desenvolvimento ([LOPES,](#)

2006). [Pinheiro \(2006\)](#) destaca que o mercado financeiro, quando ciente de suas capacidades e competente, é bastante relevante para a economia por se posicionar entre a demanda de empresas por capitais de investimento e a oferta de aplicações de poupança.

As instituições financeiras que atuam no mercado financeiro podem assumir três perfis distintos, dependendo da necessidade do mercado: conciliador de prazo, de valor ou de risco. O primeiro tenta conciliar o desejo do investidor de obter retornos em um curto prazo e a necessidade de um prazo maior pelo tomador de recursos. O segundo tem como objetivo reunir os capitais distribuídos entre diferentes investidores e disponibilizá-lo aos tomadores de recursos na quantidade necessária. Já o terceiro tenta minimizar o risco do poupador ao diversificar seus investimentos em uma carteira heterogênea ([ROGANTE, 2009](#)). Entretanto, a efetividade de um mercado financeiro está diretamente ligada à existência de investidores com disposição de investir e empresas com disposição de abrir seu capital, e, falando especificamente do Brasil, notamos uma ausência de ambos os fatores ([PINHEIRO, 2006](#)).

Do ponto de vista de [Oliveira \(1983\)](#), mercados financeiros podem ser segmentados em quatro mercados específicos: mercado de crédito, mercado de capitais, mercado monetário e mercado cambial. [Neto \(2012\)](#) diferencia os mercados pela sua área de atuação e a maturidade dos investimentos. A [Tabela 2](#) apresenta um resumo dos quatro tipos de mercado financeiro. Neste trabalho o interesse maior é nos mercados de capitais, nos quais são negociadas as ações.

Tabela 2 – Estrutura dos Mercados Financeiros.

Mercados	Área de atuação	Maturidade
Monetário	Controle dos meios de pagamentos (liquidez) da economia	Curtíssimo e curto prazos
Crédito	Créditos para consumo e capital de giro das empresas	Curto e médio prazos
Capitais	Investimentos, financiamentos e outras operações	Médio e longo prazos
Cambial	Conversão de moedas	A vista e curto prazo

Fonte: [Neto \(2012\)](#)

2.2 Mercado de capitais

A definição de [Pinheiro \(2006\)](#) para mercado de capitais é de “um conjunto de instituições e de instrumentos que negociam com títulos e valores mobiliários, objetivando a canalização dos recursos dos agentes compradores para os agentes vendedores”. Entre os mercados financeiros, o de capitais é aquele que reúne a maior parcela de operações financeiras de instituições não-monetárias, como financiamentos de capital de giro e fixo de empresas ([OLIVEIRA, 1983](#)).

Para [Neto \(2012\)](#), dentre todos os mercados financeiros, o de capitais é um dos mais importantes para o desenvolvimento econômico de um país, pois ele é o principal fornecedor de recursos permanentes para a economia ao associar aqueles com capacidade de poupança e os carentes de recursos de longo prazo.

[Oliveira \(1983\)](#) vincula o desenvolvimento de um mercado de capitais com a existência de um ambiente social e político favorável, o incentivo dos detentores de poupança para investimentos,

a divulgação entre os empresários das vantagens e deveres ao entrar em um mercado de capitais, a presença de instituições e instrumentos operacionais responsáveis por garantir condições propícias à negociação e a manutenção de uma taxa de inflação baixa, entre outros fatores.

Os mercados de capitais podem ser agrupados em primário e secundário. Nos mercados de capitais primários ocorre a canalização dos recursos dos agentes com excesso de renda para as empresas, que obtêm o aporte de capital necessário para seus investimentos através da venda inicial de ações. Os mercados de capitais secundários possuem como principal função prover liquidez ao mercado primário, já que nele são renegociados os títulos adquiridos no mercado primário. É importante observar que o capital utilizado nas negociações no mercado secundário não é transmitido para a empresa, sendo considerado uma transferência entre investidores (NETO, 2012). As bolsas de valores são o mercado organizado onde se negociam ações de capital aberto (públicas ou privadas) e outros instrumentos financeiros.

2.3 Bolsa de valores

As bolsas de valores possuem uma origem indefinida, entretanto, é correto afirmar que em diferentes períodos da história existiram instituições precursoras, que não necessariamente negociavam valores mobiliários. Na Idade Média, por exemplo, as suas atividades se resumiam à compra e venda de moedas, metais preciosos e letras de câmbio.

As primeiras bolsas com caráter internacional foram a bolsa de Amberes (1531), Londres (1554), Paris (1724) e Nova York (1792). Elas apresentaram um forte crescimento no século XVIII e se tornaram fundamentais nos processos de oferta e demanda de capitais, tendo como símbolo dessa expansão a Companhia das Índias. No século seguinte, as bolsas passaram a atuar somente em mercados de capitais, e no fim do século XX foi observada uma disposição entre as bolsas de se fundir no intuito de aumentar a sua área de atuação (PINHEIRO, 2006).

Pinheiro (2006) faz uma definição simples de bolsas de valores, afirmando que elas são “o mercado em que se compram e vendem ações” através da emissão de ordens pelos agentes que nelas atuam. É importante frisar que o objetivo de uma bolsa não é gerar capital mas sim transferir esse capital entre os agentes.

Segundo o [World Federation of Exchanges \(2014\)](#), o valor de mercado de todas as empresas negociadas em bolsas no mundo foi de US\$ 64 trilhões ao final de 2013 e o volume de ações negociado através de ordens eletrônicas (*Electronic Order Book* - EOB) igual a US\$ 54 trilhões. A [Tabela 3](#) mostra o ranking das 10 maiores bolsas ao final de 2013 em valor de mercado das empresas listadas, e algumas comparadas com o PIB (produto interno bruto) dos países em que estão localizadas. Notamos que apesar do Brasil ter sido a 7^a economia do mundo em 2013 (PIB de US\$ 2,25 trilhões ([Trading Economics, 2014](#))), não tem sua principal bolsa de valores (BM&FBovespa) entre as 10 maiores do mundo (ocupava a 17^a posição ao final de 2013). Relativamente ao PIB, a BM&FBovespa apresenta um grande potencial de crescimento, quando comparada às principais bolsas deste ranking.

Tabela 3 – Ranking das bolsas com base no valor de mercado das empresas listadas ao final de 2013.

Ranking	Bolsa	Valor de Mercado em 2013 (Bilhões de US\$)	% PIB
1	NYSE Euronext (EUA)	17950	106,8%
2	NASDAQ OMX (EUA)	6085	36,2%
3	Japan Exchange Group	4543	92,7%
4	London Stock Exchange Group	4429	175,6%
5	NYSE Euronext (Europa)	3584	-
6	Hong Kong Exchanges	3101	-
7	Shanghai SE	2497	-
8	TMX Group	2114	-
9	Deutsche Börse	1936	-
10	SIX Swiss Exchange	1541	-
17	BMF&Bovespa	1020	45,4%

Fonte: [World Federation of Exchanges \(2014\)](#)

2.3.1 BM&FBovespa

A BM&FBovespa é atualmente a mais importante bolsa de valores brasileira e a única que realiza atividades envolvendo a negociação de ações. Isso se deve à integração de todas as bolsas de ações brasileiras ocorrida em 2001 que permitiu ao país um maior destaque no Mercado Global ao proporcionar uma central única de liquidez, além de motivar a prosperidade do mercado acionário (PINHEIRO, 2006; CAVALCANTE; MISUMI; RUDGE, 2005). Ela é supervisionada pela Comissão de Valores Mobiliários (CVM), uma autarquia relacionada ao Ministério da Fazenda e que possui a responsabilidade de disciplinar, fiscalizar e promover a expansão, desenvolvimento e funcionamento eficiente do mercado de valores mobiliários (PINHEIRO, 2006).

Sua história começa em agosto de 1890, quando foi fundada a Bolsa Livre, se tornando em 1895 a Bolsa de Fundos Públicos de São Paulo, até que em 1960 teve seu nome alterado para Bolsa de Valores de São Paulo. Até 1965/66 era uma entidade oficial corporativa, vinculada ao governo e gerida por corretores nomeados pelo mesmo. A partir desse período, se tornou uma associação civil sem fins lucrativos, com objetivo principal de propiciar condições favoráveis para negociações de títulos e valores imobiliários (LOPES, 2006).

Em 2007, transformou-se em uma sociedade por ações denominada Bovespa *Holding*, e posteriormente, em 2008, se tornou uma companhia aberta através da união das operações da Bovespa e da Bolsa de Mercadorias e Futuros (BM&FBovespa). A sua área de atuação engloba todos as negociações de títulos e valores imobiliários, que são realizados de forma completamente eletrônicas (NETO, 2012).

A BM&FBovespa se mantém em contínuo crescimento desde a década de 60, adaptando novas tendências mercantis e tecnológicas (LOPES, 2006; PINHEIRO, 2006; NETO, 2012):

- 1972: implementação do Pregão automatizado, um sistema que disponibiliza informações *online* e em tempo real;
- Década de 80: implementação do Sistema Privado de Operações por Telefone, incluindo os telefones como meios para realização de negociações;

- 1990: implementação do Sistema de Negociação Eletrônica - CATS (Computer Assisted Trading System), um sistema que atua ao mesmo tempo do sistema de Pregão Viva Voz;
- 1997: implementação do Mega Bolsa, ampliando o volume de processamento de informações e permitindo a sua consolidação como um dos mais importantes centros de negócios da América do Sul;
- 1999: implementação do *Home Broker* e do *After-Market*, facilitando a inserção do pequeno e médio investidores no mercado, pois enquanto o primeiro possibilitou aos investidores realizar ordens de compra ou venda pela internet, o segundo permitiu a realização de negociações no período da noite;
- 2000: implementação do Bovespafix, um sistema eletrônico de negociação de títulos de renda fixa corporativos;
- 2002: 100% das negociações da bolsa começaram a ser executadas de forma eletrônica.

A [Tabela 4](#) apresenta alguns dados sobre a BM&FBovespa, compilados no período de 2007 a 2013. O seu valor de mercado¹ se manteve acima de R\$ 2,3 bilhões nos últimos anos, com exceção dos anos de 2008 e 2009, reflexo da crise econômica iniciada nos Estados Unidos em 2008. Com relação ao número de empresas negociadas no período notamos uma tendência de redução, apesar de um aumento do valor total negociado, assim como no número de investidores. Em 2013, os negócios realizados via *Home Brokers* movimentaram mais de R\$ 273 bilhões.

Tabela 4 – Dados da BM&FBovespa.

BM&FBovespa	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Valor de mercado (Bilhões de R\$)	2470	1370	1830	2330	2370	2410	2410
Número de investidores (mil)	477,90	558,60	575,50	640,00	611,20	603,90	632,00
Valor Negociado (Bilhões de R\$)	1148,88	1322,08	1233,95	1507,50	1538,72	1702,78	1745,12
Valor negociado H.B. (Bilhões de R\$)	182,40	330,00	398,20	423,00	348,40	323,50	273,70
Número de negociações de ações EOB (Trilhões)	28,32	49,08	66,88	86,30	119,49	160,10	191,60
Companhias negociadas	404	392	385	381	373	364	366

Fonte: [BM&FBovespa \(2014\)](#)

2.3.2 NYSE

A *New York Stock Exchange* (NYSE), Bolsa de Valores de Nova Iorque, é considerada a bolsa mais importante do mundo ([NETO, 2012](#)). Ela teve início em 1792 através do acordo de *Buttonwood Tree* assinado por 24 corretoras e comerciantes de Nova Iorque que determinou as regras para negociação de ações, i.e. comissões cobradas e as preferências na oferta de negócios. Em 1817 foi oficialmente fundada a *New York Stock and Exchange Board* (NYS&EB) por corretores

¹ valor de mercado das empresas negociadas

nova-iorquinos e em 1863 o seu nome foi alterado para aquele utilizado atualmente, *New York Stock Exchange* (NYSE). Em 1934 a NYSE foi registrada como uma bolsa nacional de garantias até 1971, quando foi incorporada como uma entidade sem fins lucrativos (PINHEIRO, 2006). Em 2006 a NYSE se fundiu com a bolsa de valores *Archipelago Exchange* (ArcaEx) criando a NYSE Arca, uma bolsa totalmente eletrônica que negocia tanto ações quanto opções, e formando o NYSE Group, uma instituição de propriedade pública com fins lucrativos.

Logo em seguida, em 2007, o NYSE Group se fundiu com a Euronext, uma bolsa europeia formada pela fusão das bolsas de Amsterdã, Bruxelas, Paris e Portugal no ano de 2000, dando início então à NYSE Euronext, a primeira bolsa de valores transatlântica. Em 2008 ela adquiriu a *American Stock Exchange* (Amex), formando a NYSE Alternext e posteriormente em 2012 sendo renomeada para NYSE MKT, uma bolsa focada em negócios de pequenas e médias empresas. Em 2013 a NYSE Euronext foi adquirida pela Intercontinental Exchange (ICE), uma bolsa formada em 2000 com o objetivo de oferecer um mercado favorável para a negociação de contratos de energia, se tornando parte da maior rede mundial de bolsas de valores, com atuação nos E.U.A, Canadá, Europa e Ásia (New York Security Exchange, 2014).

A regulamentação da NYSE, assim como de todas as outras bolsas de valores norte-americanas, é realizada pela *Securities and Exchange Commission* (SEC), uma agência do governo federal norte-americano criada após a Grande Depressão de 1929. Ela tem como objetivo proteger os investidores, manter os mercados justos, ordenados e eficientes, e facilitar a formação de capital (Securities and Exchange Commission, 2014). Para atingir esses objetivos, ela publica as informações referentes aos negócios realizados, organiza as atividades profissionais dos participantes do mercado, controla as atividades bursáteis e vigia o mercado, buscando evitar o acesso privilegiado à informação (PINHEIRO, 2006).

Ao comparar os dados da BM&FBovespa, Tabela 4, com os dados da NYSE, apresentados na Tabela 5, é possível atestar a superioridade do mercado de ações norte-americano em relação ao brasileiro. Tomando como base o ano de 2013, o valor de mercado da NYSE e o valor negociado durante o ano foram quase 18 vezes maior que o da BM&FBovespa no mesmo período. Já o número de ações negociadas por ordens eletrônicas (EOB) e a quantidade de companhias negociadas foi praticamente 6 vezes maior. Ao comparar o número de investidores, em 1998 a NYSE já contava com 84 milhões de indivíduos possuindo ações diretamente (33,8 milhões) ou através de fundos mútuos, contas de poupança e planos de pensão (NYSE Market Data, 2014), enquanto que a BM&FBovespa apresentou o total de apenas 632.000 investidores diretos no ano de 2013.

2.4 Ações: o ativo financeiro de interesse

O conceito de ativos financeiros para Oliveira (1983) é de que são “todos os instrumentos financeiros emitidos diretamente pelos tomadores de recursos ou pelas instituições financeiras que exercem a conexão entre esses tomadores e os ofertadores”. As ações são definidas como um título de propriedade que atribui ao proprietário participação nos lucros, bens, controle e obrigações da empresa.

Tabela 5 – Dados da *New York Stock Exchange* (NYSE).

NYSE	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Valor de mercado (Bilhões de R\$)	27858,48	21364,73	20635,64	22234,18	22002,29	28840,97	42349,16
Valor Negociado (Bilhões de R\$)	47392,55	57837,70	27184,95	26658,75	30464,65	25354,39	30035,05
Número de negociações de ações EOB (Trilhões)	2234,16	3190,18	2713,73	2050,99	1994,90	1374,54	1187,80
Companhias negociadas	2273	1963	2327	2317	2308	2339	2371

Fonte: [World Federation of Exchanges \(2014\)](#)

Segundo [Cavalcante, Misumi e Rudge \(2005\)](#), uma ação (ou ativo) “representa a menor parcela do capital social de uma empresa”. Eles também reiteram que ao adquirir uma ação uma pessoa se torna um de seus proprietários, com direito a receber dividendos provenientes dos resultados da mesma, e não um credor, impossibilitando a cobrança à empresa do capital investido. Caso deseje abandonar a sua posição como acionista da empresa o investidor deve recorrer a uma bolsa de valores de modo a transformar suas ações em capital, podendo obter lucro ou prejuízo no processo, a depender do interesse de outros compradores.

Segundo [Pinheiro \(2006\)](#), os ativos podem ser classificados de diversas formas, entretanto, neste trabalho dois tipos são mais relevantes: os títulos de renda fixa (ou de dívida) e os de renda variável (ou patrimoniais ou ações). O primeiro envolve um contrato com pagamento de quantias fixas em períodos regulares pré-determinados até um momento específico, no qual é realizado um pagamento final e o título é resgatado. Já o segundo tipo representa parte do capital social de uma sociedade econômica, conferindo ao seu detentor participação nos resultados.

As ações podem ser emitidas com valor nominal, i.e. todas as ações possuem o mesmo valor e é proibida a emissão de novas ações com valor diferente, ou sem valor nominal, i.e. o preço de emissão é determinado sem nenhuma restrição pelos sócios fundadores da empresa e depende do seu estatuto. As ações ainda podem ser divididas com relação aos seus direitos e vantagens em dois grandes grupos: as ações ordinárias e as ações preferenciais ([NETO, 2012](#)).

As ações ordinárias têm como aspecto fundamental o direito de voto, possibilitando ao acionista influenciar no futuro da companhia. As ações preferenciais garantem preferências e vantagens no recebimento de dividendos, além de prioridade na restituição do capital investido no caso de liquidação da sociedade, em detrimento do direito de voto ([NETO, 2012](#)).

As ações podem ser negociadas em dois segmentos diferentes: o mercado primário e o mercado secundário. [Oliveira, Galvão e Ribeiro \(2006\)](#) definem o mercado primário como o local “onde é feita a primeira colocação de títulos públicos e privados” e afirmam que o seu principal objetivo é a capitalização de recursos pelo emissor, que realiza a oferta pública inicial (*Initial Public Offering* - IPO) em busca de recursos complementares. No mercado secundário são realizadas transferências de títulos entre investidores e/ou instituições nas bolsas de valores, e ele tem como objetivo principal proporcionar liquidez aos títulos emitidos no mercado primário ao permitir que “os investidores revertam suas decisões de compra e venda” através da transferência

de títulos.

Fortuna (2010) descreve o processo de abertura de capital de empresas no Brasil, que envolve requisitos como aprovação e manutenção do registro pela CVM, registro na bolsa de valores, lançamento de valores mobiliários, escolha do intermediário financeiro e registro da emissão pública junto à CVM, entre outros.

A abertura de capital pode ser tanto privada quanto pública. No primeiro caso as ações são oferecidas a investidores escolhidos cuidadosamente que atendam as necessidades da empresa, e.g. investidores com perfis de investimento a longo prazo. No segundo caso as ações são postas a venda e disponibilizadas para qualquer tipo de investidor adquiri-las. Outra diferença entre os dois tipos de abertura é a flexibilidade, pois enquanto na pública os bancos já começam com uma quantidade de ações à venda à um certo preço previamente definido, na privada essas características podem ser alteradas e adaptadas no decorrer do processo de abertura.

2.5 Negociando ações na BM&FBovespa

Para negociar na BM&FBovespa é necessário primeiramente decidir a forma de investimento desejada. Atualmente existem quatro opções: (i) Fundos de Índices (*Exchange Traded Funds* - ETF's); (ii) clubes de investimento; (iii) fundos de investimentos em ações; e (iv) compra e venda direta de ações (BM&FBovespa, 2014).

Nos Fundos de Índices (i) o investidor adquire cotas de fundos formados por ações de empresas de diversos setores da economia, ou seja, ao adquirir cotas de ETF's o investidor está aplicando o seu dinheiro em diversos setores simultaneamente, o que ajuda a mitigar o risco do negócio já que o prejuízo de um setor pode ser compensado pelo lucro em outro. Ademais, essa forma também apresenta a vantagem de aceitar investimentos iniciais pequenos (a partir de R\$200,00 em alguns casos) e a possibilidade de comprar e vender ETF's como se fossem ações (BM&FBovespa, 2014).

Os clubes de investimento (ii) são formados por indivíduos que se unem para realizar um investimento em conjunto. Nesse caso os lucros e/ou prejuízos são divididos proporcionalmente entre os participantes de acordo com a quantidade investida por cada um. Além disso, em razão da divisão dos custos, os investimentos se tornam mais acessíveis e têm a sua diversificação facilitada. Os clubes de investimentos possuem representantes e estatutos sociais que garantem o direito de opinião a todos os participantes nas reuniões do clube (BM&FBovespa, 2014).

Os fundos de investimentos (iii) vendem cotas para investidores que desejam investir na bolsa sem se envolver diretamente com negociações. As cotas não configuram ações e portanto não podem ser negociadas diretamente na bolsa. Os fundos são administrados por uma corretora ou um banco, que são também o intermediário no qual se compram as cotas (BM&FBovespa, 2014).

2.5.1 Compra e venda direta de ações

Para que um investidor realize negociação direta de ações ele deve primeiramente associar-se à uma corretora, que atua como intermediadora entre o investidor e a bolsa. Ao contratá-la

o investidor abre uma conta na qual deve depositar o capital que será utilizado para realizar negócios. É desta conta que serão debitadas as taxas de corretagem (que podem corresponder a um valor fixo ou variável, de acordo com a corretora) e a taxa de custódia, uma quantia cobrada mensalmente referente à guarda das ações na bolsa e pelos serviços oferecidos. Tais serviços incluem assistência na escolha de ações para investir e sobre o funcionamento da bolsa, relatórios de recomendação de ações, informativos, assessoria de especialistas, informações sobre novos produtos no mercado e sobre o pagamento de dividendos e o serviço de *Home Broker* (BM&FBovespa, 2014).

Quando um investidor deseja comprar ou vender ações ele deve informar à sua corretora por telefone qual ação deseja negociar, o preço, a quantidade e validade da ordem, e ela será a responsável por registrá-la na bolsa. Outra alternativa é utilizar o serviço de *Home Broker* fornecido pelas corretoras. Essa ferramenta permite a realização das operações pela internet, além de possibilitar ao investidor acompanhar a situação das ações de interesse (e.g. último preço de negociação em tempo real, melhores ofertas de compra e venda, gráficos de preço e ferramentas de análise técnica) (BM&FBovespa, 2014). A Figura 4 mostra o *Home Broker* disponibilizado aos clientes da XP corretora.

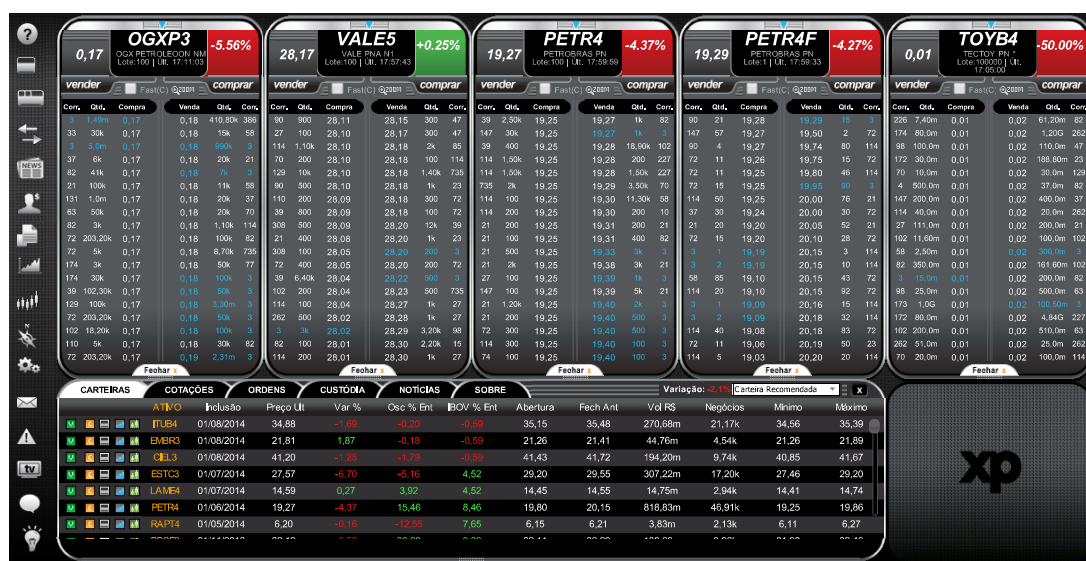


Figura 4 – Home Broker da XP Corretora.

Essa forma de investimento apresenta como vantagens, em relação aos outros três métodos de investimento apresentados (ETF's, clubes e fundos de investimento), o recebimento integral dos ganhos, já que não há a necessidade de dividi-los com outras pessoas, a geração de dividendos pagos pelas empresas das quais possui ações e a possibilidade de comprar ou vender ações nas condições desejadas, i.e. preço, quantidade e momento. Entre as desvantagens podemos citar a absorção total do risco em razão de não existirem outras pessoas com quem compartilhá-lo.

2.6 Tipos de ordem

As ordens de compra e venda de ações podem agrupadas de acordo com o preço, prazo de vigência e restrições à execução (LOPES, 2006; PINHEIRO, 2006), e podem pertencer a dois

ou mais grupos simultaneamente, com alguns exemplos apresentados a seguir.

- Ordem por preço:
 - Ordem a mercado (*market order*): ordem executada imediatamente após a sua emissão, ao melhor preço disponível, desde que a ação possua liquidez (i.e. pessoas negociando a ação);
 - Ordem limitada (*limit order*): ordem emitida com um preço máximo (ou mínimo) definido de compra (ou venda), podendo ser executada caso exista um preço melhor (maior no caso de venda, menor no caso de compra);
 - Ordem *on stop*: ordem emitida com um preço-limite fixado, que se torna uma ordem a mercado quando seu preço se iguala ao do mercado;
 - Ordem pelo melhor: ordem emitida ao melhor preço oferecido pelo mercado no momento de sua execução.
- Ordem por prazo de vigência:
 - Válida no dia: ordens emitidas com indicação de validade de apenas um dia, ou ordens sem indicação de prazos de validade;
 - Válida em uma data: ordem emitida com validade dependente da sua execução, indiferente de quanto tempo leve.
- Ordem com restrições à execução:
 - Tudo ou nada: ordem de compra (ou venda) executada somente se existe oferta (ou demanda) oposta suficiente para atender sua totalidade;
 - Execução mínima: ordem emitida com um quantidade mínima a ser negociada no momento de sua introdução, e caso ela não seja executada em sua totalidade, permanece no sistema até que o restante seja negociado;
 - Executar ou anular: ordem executada na quantidade existente de oferta (ou demanda) para compra (ou venda) no mercado imediatamente após a sua emissão;
 - Ordem casada: ordem executada somente quando uma ordem oposta também é executada, podendo ser tanto no mesmo ou em diferentes mercados;
 - Ordem de financiamento: ordem executada somente quando ordens opostas, com períodos de vencimento diferentes, são executadas.

2.7 Considerações Finais

Rogante (2009) afirma que mesmo com o sistema financeiro brasileiro sendo bem organizado e apresentar uma perspectiva futura positiva, o mercado de capitais se mostra deficiente pois “apesar de contar com boa qualificação técnica de seus agentes e produtos sofisticados, o mercado de capitais brasileiro sofre com a baixa demanda recorrente”. Esse fato pode ser

explicado pela dívida pública brasileira e sua alta taxa de juros que possibilita aos investidores ganhos satisfatórios sem se submeter à altas taxas de juros.

Contudo, o mercado de capitais tende a se desenvolver com a sucessiva diminuição da taxa de juros, já que aqueles com excesso de renda buscarão alternativas mais rentáveis de investimento, enquanto os tomadores de recurso serão estimulados a requisitar mais capital e aumentar seu nível de investimentos. Desse modo, Rogante (2009) atesta que “sob condições econômicas estáveis e confiáveis, o mercado de capitais pode ajudar a economia brasileira a atingir um estágio de crescimento sustentável”.

Quando a demanda do mercado de capitais brasileiro aumentar é essencial que os investidores estejam aptos a negociar, de modo que todas as partes envolvidas (superavitários e deficitários) consigam atingir os seus objetivos e conseqüentemente o mercado e a economia brasileira se desenvolvam. Nesse sentido, torna-se indispensável a existência de ferramentas que permitam o aprendizado teórico e prático e que sejam de fácil utilização por leigos. É nesse contexto que os simuladores se destacam como ferramenta de aprendizado ao permitirem a prática de negociações em mercados de ações sem a necessidade de capital real, além de serem capazes de criar um ambiente controlado no qual o usuário possa testar estratégias e fazer descobertas por si próprio.

3 Simulação, simuladores e Mercados Artificiais

Neste capítulo são apresentados os ganhos ao utilizar a simulação como ferramenta de ensino e os simuladores existentes criados pela BM&FBovespa - com suas características, vantagens e desvantagens. Em seguida é apresentado o conceito e a estrutura geral dos mercados financeiros artificiais, assim como o método de avaliação da sua qualidade e uma revisão sobre os modelos artificiais existentes na literatura.

3.1 Simulação para educação

Ochoa (1969) afirma que a simulação é uma forma de representação da realidade e uma ferramenta bem estabelecida em salas de aula. Ele estabelece que livros são uma forma de simulação já que eles tentam fornecer ao leitor representações da realidade através de do uso de símbolos verbais e imagens. Além de livros, outras formas de simulação utilizadas em sala de aula são filmes, figuras e globos, cada um tentando representar o mundo real para o aluno de uma maneira precisa e simples.

A simulação se apresenta como um método seguro de aprendizado e treinamento ao possibilitar a observação do resultado (provável) de tomadas de decisão sem incorrer em custos reais. Assim é possível realizar análises de cenários utilizando diferentes soluções ou métodos, que provavelmente não poderiam ser todos testados no mundo real. A utilização da simulação nesse sentido resultou na criação dos jogos de simulação, que na definição de Deshpande e Huang (2011) são jogos que possuem elementos como pontuação, avaliação de performance, conflitos, *payoff* e simulam uma situação do mundo real para avaliação de tomadas de decisão ou de alternativas.

A definição de Ellington et al. (1981) complementa essa ideia ao afirmar que jogos de simulação possuem as duas características essenciais dos jogos, i) a competição explícita, seja entre jogadores ou individualmente contra o sistema, e ii) a definição de regras, i.e. um conjunto arbitrário de restrições específicas do jogo sob as quais os jogadores devem operar, e as duas características essenciais das simulações, iii) a representação contínua de uma situação real e iv) a capacidade operacional, i.e. deve ser um processo contínuo.

Inicialmente utilizados para treinamento de militares, com origem na China antiga, os jogos de simulação foram evoluindo e se tornando cada vez mais sérios e complexos, até ajudando a preparar e testar estratégias durante as duas guerras mundiais (PASIN; GIROUX, 2011). Outra aplicação clássica é na área de aeronáutica, com simuladores quase tão antigos quanto os primeiros aviões, com a primeira definição do exército norte-americano para uma máquina voadora feita em 1907 e a primeira descrição de um simulador de voo feita em 1910, além de seu uso para treinamento de pilotos novatos e experientes (MORONEY; MORONEY, 1999).

Com o passar do tempo, os jogos foram se tornando cada vez mais populares e acabaram

expandindo a sua aplicabilidade para áreas como gerenciamento, medicina e microeconomia (WOLFE, 1993 apud PASIN; GIROUX, 2011). Uma pesquisa realizada em 1998 estimou a utilização de jogos de simulação em empresas com mais de 1000 funcionários e empresas com 500 a 999 funcionários a partir da aplicação de questionários enviados aos diretores de treinamento de 500 empresas. Os resultados apontaram que 47,10% das empresas com 500 a 999 funcionários utilizam jogos de simulação, enquanto que para empresas com mais de 1000 funcionários esse número sobe para 75,00%, resultando na utilização dos jogos em aproximadamente 58,97% das empresas com mais de 500 funcionários (FARIA, 1998).

Ao comparar a utilização de métodos baseados em experiências, i.e. simulação e jogos, com os métodos tradicionais de aprendizado, i.e. cursos e aulas teóricas, percebemos que o primeiro tem o potencial de superar muitas limitações apresentadas pelo último por apresentar abordagens mais diversas e complexas para o entendimento de processos, permitir uma maior interatividade, promover a colaboração e estimular o aprendizado ativo (RUBEN, 1999).

A ideia de um jogo de simulação com propósitos educacionais se baseia na filosofia de aprendizado chamada construtivismo. Ela se baseia na ideia que o conhecimento é construído e não transmitido, i.e. ensinar envolve ajudar e guiar o estudante a desenvolver o seu próprio entendimento sobre um conceito a partir das suas próprias experiências e não apenas transmitir informações de um locutor para um receptor. Além disso, essa filosofia considera que a construção do conhecimento é resultado da realização de atividades e que o conhecimento gerado está relacionado ao contexto no qual essas atividades ocorrem. Outro ponto importante é que a realização de atividades é condição necessária mas não suficiente para construção de conhecimento já que é possível realizar atividades sem a necessidade de raciocinar sobre o que está sendo feito. Para que conhecimento útil seja gerado é necessário que o estudante articule sobre o significado de suas ações de forma verbal ou visual (PECK; JONASSEN; WILSON, 1999).

Kolb (1984) define o aprendizado como um processo no qual o conhecimento é criado através da transformação da experiência. Ele afirma que para um indivíduo ser bem sucedido no aprendizado ele precisa de 4 habilidades diferentes: i) habilidades de experiência concreta (CE), i.e. ser capaz de se envolver em novas experiências; ii) habilidades de observação reflexiva (RO), i.e. ser capaz de refletir sobre suas experiências e observá-las de diferentes perspectivas; iii) habilidade de conceituação abstrata (AC), i.e. ser capaz de criar conceitos que integrem suas observações de modo a formar teorias lógicas; iv) habilidade de experimentação ativa (AE), i.e. ser capaz de usar essas teorias para tomar decisões e resolver problemas. A simulação é uma ótima ferramenta para indivíduos que tenham como principais habilidades CE e AC, i.e. possuem predisposição para aprender fazendo e pensando, definido pelo autor como estilo de aprendizado de convergência.

Hanson e Sinclair (2008 apud ROGERS, 2011) apoiam a teoria do aprendizado construtivista sugerindo que estudantes possuem um rendimento melhor resolvendo problemas em conjunto. Além disso, os autores afirmam que o objetivo de tal atividade não é a solução do problema, mas sim a experiência adquirida pelos estudantes, ajudando-os a desenvolverem uma compreensão que pode ser generalizada para outras situações.

De acordo com Galvão, Martins e Gomes (2000) um jogo de simulação possui as carac-

terísticas de um jogo, i.e. competição, cooperação, participantes e regras, e de uma simulação, i.e. incorporação de características críticas do mundo real. Ele é uma forma híbrida que envolve a performance de atividades de jogos em contextos simulados. Apesar da maioria dos jogos de simulação serem jogos generalistas com propósitos educacionais, é possível encontrar cada vez mais jogos para empresas com propósitos organizacionais específicos. Um jogo de simulação pode utilizar vários tipos de simulação, como simulação discreta ou simulação baseada em agentes, e devido à sua grande gama de aplicações, podem ser classificados em múltiplos aspectos, discutidos a seguir.

- Escopo pedagógico: De acordo com Riis (1995) um jogo pode ser classificado em função da sua profundidade pedagógica em três níveis: os que criam compreensão e introspecção, e.g. através da experimentação, os que ensinam, e.g. através da criação de conhecimento em experiências de tentativa e erro, e os que treinam, e.g. ao providenciar conhecimento prático sobre uma tarefa;
- Número de participantes: Um jogo de simulação pode ser classificado em três grupos referentes à quantidade de usuários, podendo ser utilizado por somente um usuário, um grupo ou time sem funções específicas no qual todos possuem o mesmo papel, ou um grupo multifuncional no qual cada participante ou equipe possui diferentes funções ou papéis, sendo esse último tipo também conhecido como jogo colaborativo (MARCOS, 1997 apud CHWIF; BARRETTO, 2003);
- Natureza: Jogos de simulação podem ser agrupados em jogos computacionais, caso necessitem de um computador para serem jogados, ou jogos não-computacionais, caso não possuam essa necessidade;
- Tema: Essa classificação é referente à área principal de aplicação do jogo, como por exemplo, dinâmica de fluidos ou mercados de capitais.

Os jogos de simulação apresentam diversas vantagens, como a facilidade de acesso por serem oferecidos *online*, auxílio na conexão entre teoria e prática e promoção da compreensão dos estudantes sobre a capacidade dessa ferramenta nas organizações (LÉGER, 2006), favorecem a participação dinâmica (PETRANEK, 1994 apud DESHPANDE; HUANG, 2011), possibilitar aos participantes encarar as consequências de suas decisões ao invés de serem meros observadores (TORRES; MACEDO, 2000), tornam o processo de aprendizado por repetição de um tópico específico mais agradável ao encapsulá-lo no contexto de um jogo e desafiar o estudante (PHILPOT et al., 2003), além de apresentar uma retenção maior de conhecimento ao longo do tempo em comparação com o método de ensino tradicional (RANDEL et al., 1992 apud DESHPANDE; HUANG, 2011).

Além disso, Pasin e Giroux (2011) afirmam que jogos de simulação são superiores à outros métodos de ensino, por entre outros motivos, serem mais envolventes e motivadores, além de citar outras vantagens como permitir aos participantes desenvolver uma perspectiva global e vivenciar o impacto de mudanças ao longo do tempo, assim como torná-los responsáveis pelo seu próprio aprendizado e facilitar a compreensão de efeitos sistêmicos e consequências não intencionais.

Os jogos também permitem que seus usuários desenvolvam habilidades complexas em uma realidade aprimorada, como o aumento do nível de confiança em um ambiente menos estressante e sem riscos, o estudo repetido de situações raras que demandem conhecimentos específicos, a possibilidade de pausar a simulação, refletir ou avaliar os efeitos de decisões alternativas e obter *feedbacks* significativos facilmente (PASIN; GIROUX, 2011).

Entretanto, jogos de simulação também podem apresentar problemas, como serem mais caros que outros métodos, desmotivarem seus usuários devido à falta de fidelidade com a realidade ou à falta de transparência por não permitirem a compreensão de sua estrutura de funcionamento (PASIN; GIROUX, 2011).

3.2 Simuladores de bolsa de valores

A BM&FBovespa oferece diversos serviços para a educação, capacitação e formação de novos investidores como cursos, palestras, iniciativas e simuladores. Dentre esses, os que mais se destacam são os simuladores de bolsa, que permitem aos investidores e quaisquer outros interessados aprender conceitos básicos, praticar ou testar alguma estratégia em um mercado de ações, derivativos e títulos públicos sem a necessidade de investir capital. Os simuladores disponibilizados pela BM&FBovespa são o Folhainvest, Uol Invest, Simulador do Tesouro Direto e Simulador Mercados Futuros.

O funcionamento do Simulador do Tesouro envolve a escolha de um objetivo, como a compra de uma casa ou automóvel e apresenta ao usuário um planejamento para que ele atinja essa meta através da compra de títulos públicos. Já o Simulador Mercados Futuros tem como foco simular o mercado de derivativos através da negociação de contratos futuros de vários produtos como soja, café, boi e dólar, entre outros.

O Folhainvest e Uol Invest são simuladores de mercados mobiliários que trabalham com operações de compra e venda de ações no mercado à vista. Cada participante inicia com uma quantidade pré-determinada de capital (R\$ 200.000,00) e um lote com as 15 ações mais líquidas que compõem o índice IBrX (Índice Brasil), que mede o retorno de uma carteira teórica de investimentos composta pelas 100 ações mais negociadas pela Bovespa.

De posse dessa carteira fictícia, o participante pode realizar operações de compra e venda de ações, limitado ao seu crédito disponível ao emitir ordens de compra e limitado à quantidade de ações existentes na carteira ao emitir ordens de venda. Além disso, as ordens são executadas sempre ao último preço obtido junto a BM&FBovespa, respeitando um atraso de 15 minutos das cotações do mercado real. Ademais, caso uma empresa distribua dividendos ou outras bonificações, todos os participantes que possuírem ações da mesma receberão automaticamente esse valor em seu capital.

Todas as operações realizadas no simulador também incorrem em taxas semelhantes às aplicadas no mercado real, como a taxa de corretagem, emolumento e custódia. Os *sites* responsáveis pelo simulador também oferecem mapas diários de acompanhamento que facilitam ao participante acompanhar a composição de sua carteira de investimentos, o valor atual da mesma e o índice de lucratividade, assim como o seu desempenho na simulação, podendo comparar seus

resultados com o de outros usuários.

Os simuladores da BM&FBovespa Folhainvest e Uol Invest, então, podem ser considerados jogos de simulação, pois possuem como proposta capturar a atenção do jogador (participante) por meio de elementos de motivação para vitória (prêmios ao fim do período de investimento) e uma métrica de pontuação (valor da carteira e índice de lucratividade) em um processo que imita uma situação real. O jogador possui um senso de vitória ou derrota ao fim de cada dia, dependendo dos resultados de suas negociações, e recebe um resumo de sua performance após cada dia, resumidos nos mapas diários, que podem ser comparados com o de outros participantes, incitando o desejo de melhorar sua pontuação e fazendo com que se torne cada vez mais envolvido com o jogo.

Apesar da sua verossimilhança com o mercado real, esses simuladores apresentam algumas limitações na sua utilização em um contexto de aprendizado pessoal ou acadêmico. Exemplos são a definição de uma mesma carteira de investimentos inicial para todos os participantes (que iniciam já com dinheiro e ações) e não reflete a situação que os investidores encontram ao iniciar suas atividades no mercado de capitais.

Outra limitação desses simuladores é o seu vínculo ao mercado real da BM&FBovespa (com atraso de 15 minutos) que impossibilita o controle do tempo da simulação por parte do usuário. Assim, não é possível verificar o desempenho de uma estratégia usada em um longo período de tempo sem que este tempo de fato decorra naturalmente. Além disso, nesses simuladores, um participante somente pode lançar uma nova ordem da mesma natureza (compra ou venda), caso a sua última ordem desse tipo já tenha sido executada, impedindo o mesmo de tomar várias decisões consecutivas.

Desse modo, caso se deseje utilizar este tipo de simulador em um ambiente acadêmico, como uma sala de aula ou pesquisa, será necessário esperar um tempo real igual ao tempo que se deseja analisar, e.g. a pesquisa de [Prado et al. \(2010\)](#) que demorou 6 meses apenas para a coleta de dados de experimentos no Folhainvest.

Por fim, podemos citar também a ausência de interação entre os participantes, de modo que as decisões tomadas pelos participantes não causam nenhum impacto no mercado em que atuam, ou seja, é como se cada um atuasse em um mercado distinto. Esse problema pode ser exemplificado em um caso em que todos os participantes lançam ordens do mesmo tipo (e.g. compra) de uma mesma ação no mesmo período. Enquanto no mercado real não haveria negociação entre estes investidores por não haver demanda em sentido contrário, no simulador todos conseguiriam comprar a quantidade desejada desde que o preço da ordem fosse suficiente. Na prática, estes simuladores consideram que cada investidor está negociando suas ações em um mercado isolado e que o tamanho deste investidor não é suficiente para perturbar o mercado.

3.3 Mercados financeiros artificiais

A simulação de mercados financeiros artificiais é uma alternativa para o estudo de bolsas de valores onde se deseja reproduzir computacionalmente algumas propriedades encontradas no mundo real. Um tipo de modelagem utilizada há mais de 30 anos (e.g. [Cohen et al. \(1978\)](#)),

Mendelson (1982)) é a simulação baseada em agentes, na qual negociantes interagem entre si de forma autônoma seguindo algumas regras pré-definidas, e.g. mecanismo de formação de preços e personalidades dos agentes.

A sua abordagem clássica se baseia em modelos analiticamente simples com apenas um tipo de agente perfeitamente racional e tem como principal ferramenta a matemática. Já a nova abordagem comportamental onde mercados são povoados por agentes heterogêneos com racionalidade limitada se encaixa muito melhor com modelos de simulação baseado em agentes (PONTA; RABERTO; CINCOTTI, 2011). Assim, métodos computacionais e numéricos se tornaram uma importante ferramenta de análise desses modelos, e.g. Modelo de LeBaron (LEBARON; ARTHUR; PALMER, 1999a), Mercado de ações artificial do Instituto de Santa Fe (ARTHUR; DURLAUF; LANE, 1997), Mercado de ações artificial de Genoa (*Genoa Artificial Stock Market - GASM*) (RABERTO et al., 2001), Modelo de Levy-Levy-Solomon (LEVY; LEVY; SOLOMON, 1994) e Modelo de Lux-Marchesi (LUX; MARCHESI, 2000).

Uma vantagem dessa modelagem é a compreensão de características macroscópicas do sistema a partir do ponto de vista microscópico dos agentes (BRANDOUY et al., 2012). Entretanto as primeiras tentativas de simulações microscópicas pareciam incapazes de explicar o comportamento esperado dos retornos das ações, os chamados fatos estilizados, e de fato não foram criadas com esse propósito. Já os modelos recentes parecem ser capazes de reproduzir tais características estatísticas que decorrem do processo de formação de preço de mercados artificiais utilizando hipóteses mínimas sobre a inteligência dos agentes (LEVY; LEVY; SOLOMON, 2000 apud PONTA; RABERTO; CINCOTTI, 2011).

De acordo com Gode e Sunder (1993), a performance de um modelo é o resultado do conjunto da sua estrutura institucional (i.e. as regras que conduzem as negociações), do ambiente de mercado (i.e. vontades, recursos e informações possuídas pelos agentes) e do comportamento de seus agentes (i.e. a sua estratégia). Para um resumo detalhado sobre modelos microscópicos (baseado em agentes) de mercados financeiros veja: Hommes (2006), Samanidou et al. (2007)

3.3.1 Mecanismos de formação de preços

Os mecanismos de formação de preço buscam reproduzir a forma com que as negociações são realizadas em diferentes mercados reais. Gode e Sunder (1993) afirmam que a eficiência alocativa de um mercado deriva principalmente da sua estrutura, independentemente da motivação, inteligência ou aprendizado dos agentes. Dentre os mais utilizados em modelos artificiais estão o *Clearing House* e o *Limit Order Book*, cada um com suas vantagens e desvantagens.

3.3.2 Clearing House ou Double auction

A origem do *Clearing House* data da década de 80, no trabalho de Böhm-Bawerk (1891 apud MENDELSON, 1982), onde é discutida a formação de preços em um mercado de cavalos, com uma certa quantidade de compradores e vendedores, cada um disposto a negociar somente uma unidade. Todos os cavalos são iguais e todos os negociadores agem de forma independente. Os que querem vender determinam um preço mínimo que aceitam pelo cavalo, enquanto que aqueles que desejam comprar definem um preço máximo que estão dispostos a pagar. A partir

desses valores é construída uma lista de oferta e demanda que determina o preço de mercado pelo par marginal de preços que equipara a oferta e a demanda. Entretanto, Böhm-Bawerk (1891) não explica com detalhes o funcionamento desse mecanismo de formação de preços.

Assim, Mendelson (1982) analisa as características de operação utilizando um procedimento que ele chama de *clearing house*, também conhecido como cruzamento de oferta e demanda, para a determinação do preço das ações no mercado. Nesse tipo de operação todas as ordens de compra e venda são recebidas no mercado e aguardam o período de negociações, onde são formadas as curvas de oferta e demanda para a determinação do preço ótimo para negociações, caso ele exista. Então, as ordens que são atendidas à este “preço ótimo” são negociadas, respeitadas as quantidades de cada ordem.

Essa estrutura também pode ser vista como um processo de compra e venda de ativos na qual potenciais compradores e vendedores submetem suas ofertas de compra e venda e respectivos preços simultaneamente para um leiloeiro. Ele é o responsável por determinar um “preço ótimo” (P^*) que garanta o maior volume possível de negociações. Assim, todos os vendedores que informaram um preço menor ou igual ao P^* vendem seus ativos para os compradores que fizeram ofertas de compra à um preço maior ou igual ao P^* . Um exemplo do funcionamento da *Clearing House* é apresentado na Tabela 6 e na Figura 5.

Tabela 6 – Exemplo de formação de preço utilizando a *Clearing House*.

Compra		Venda	
Quantidade	Preço (R\$)	Quantidade	Preço (R\$)
870	109,75	810	108,30
290	109,44	960	108,45
420	109,18	350	109,00
750	109,14	400	109,39
40	108,77	40	109,54
260	108,70	720	109,55
890	108,67	420	109,66
1000	108,66	270	110,19
120	108,04	330	110,81
670	107,26	850	111,74
150	107,08	920	111,94
580	106,87	200	112,41
490	106,51	600	112,41

Fonte: O Autor.

Considere que a Tabela 6 possui todas as ordens de compra e venda emitidas em um determinado período. A Figura 5 mostra as curvas de oferta (vendedores) e de demanda (compradores). O preço no qual as ações serão negociadas, P^* , é aquele que maximiza a quantidade de ações negociadas no período. A função degrau (volume negociável - linha contínua) mostra, visualmente, a quantidade de ações que será comprada e vendida a cada preço. Note que por R\$106,50, nenhum vendedor aceitar vender suas ações, mas todos os compradores estariam dispostos a pagar este preço por suas ações. Já a R\$112,50, todos os vendedores venderiam suas ações, mas nenhum comprador aceitaria este preço. Só há negócio quando uma compra é casada com uma venda. O ponto em que as curvas de oferta e demanda mais se aproximam (sem necessariamente se tocar, já que são funções descontínuas) indica o preço ótimo. Para o exemplo

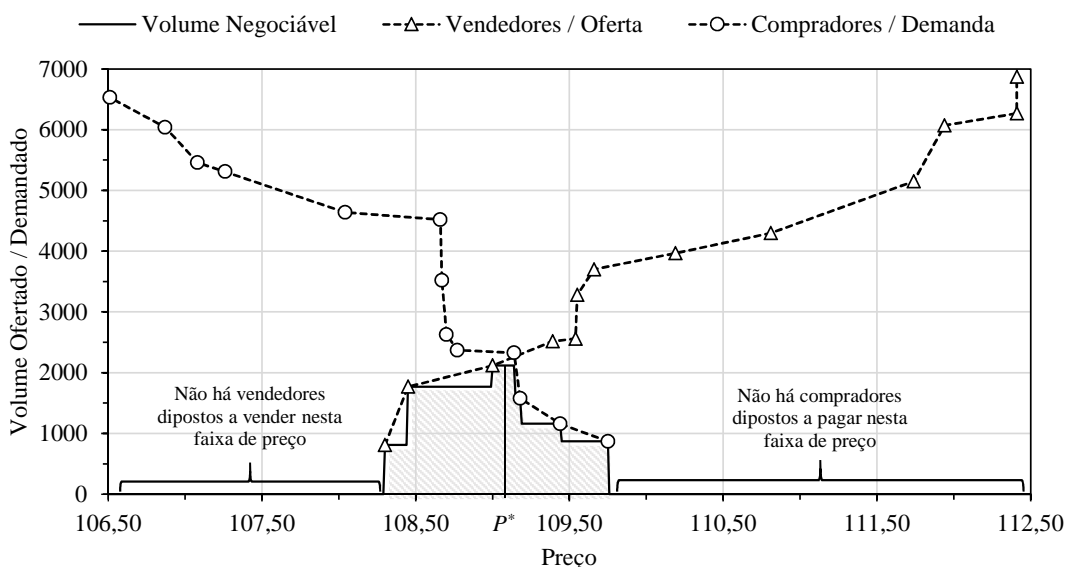


Figura 5 – Gráfico da formação de preço por *Clearing House*.

Fonte: O autor.

em questão, preços entre R\$109,00 e R\$109,14 correspondem aos preços em que o volume máximo de 2120 ações é negociado. Como encontramos um intervalo, utilizamos o valor médio como $P^* = R\$109,07$.

A Tabela 7 mostra apenas os negócios que são viáveis ao preço $P^* = R\$109,07$. Como há mais ações sendo “compradas” (2330) do que “vendidas” (2120), parte das ordens de compra não será executada. Sendo mais específico, uma das ordens de compra será escolhida aleatoriamente e executada parcialmente.

Tabela 7 – Negócios que seriam realizados ao preço de R\$109,07.

Compra		Venda	
Quantidade	Preço (R\$)	Quantidade	Preço (R\$)
870	109,75	810	108,30
290	109,44	960	108,45
420	109,18	350	109,00
750	109,14		
Total: 2330		Total: 2120	

Fonte: O Autor.

3.3.3 Order-driven market, Double auction ou Limit Order Book

A lógica da *clearing house* é um princípio fundamental da teoria econômica pois o preço se encontra em equilíbrio quando a oferta e demanda são iguais. Entretanto, a *clearing house* é uma descrição irrealística do modo como as negociações de ações ocorrem no mundo. O progresso em tecnologias de informação, entre outros fatores, levou a uma adoção em grande escala do *limit order book* para formação de preços. Estudos teóricos e empíricos mostraram que o *book*

possui uma extraordinária capacidade de promover a formação de preços, além de não precisar de um leiloeiro (RABERTO; CINCOTTI, 2005).

Em um *order-driven market* existe um livro (o chamado *book*) que guarda todas as *limit orders* de compra e venda, com seus respectivos preços e volumes e pode ser consultado por todos os agentes a qualquer momento. Dadas as devidas restrições orçamentárias e de portfólio, um agente pode emitir *market orders* ou *limit orders* de compra ou venda para qualquer quantidade de ações. A ordem se torna uma *market order* enquanto existirem ordens opostas no *book* com preço adequado para negociação. Ela se torna uma *limit order* quando não existem mais ordens com as quais seja possível realizar negociações e é inserida no *book*, onde aguarda o aparecimento de novas ordens satisfatórias.

As *limit orders* de compra são organizadas em ordem decrescente e as de venda em ordem ascendente, de acordo com seus preços limite, e caso existam ordens com preços iguais, elas são ordenadas a partir do período de submissão, com a mais antiga tendo maior prioridade (RABERTO; CINCOTTI, 2005). É importante citar que *market orders* são geralmente mais lucrativas que *limit orders* pois enquanto a primeira pode ser executada a um preço de compra (venda) menor (maior) do que o agente aceita pagar (receber), a segunda é sempre executada ao preço máximo (mínimo) que o agente aceita pagar (receber). Entretanto, as *limit orders* são as principais responsáveis por gerar a liquidez em um *order-driven market* (MASLOV, 2000; LICALZI; PELLIZZARI, 2003).

Para explicar o seu funcionamento, considere a Tabela 8 o *book* fictício de ordens de compra e venda da ação preferencial da Petrobrás (PETR4). As ordens de compra são ordenadas pelo preço de forma decrescente e, em caso de ordens com o mesmo preço, são ordenadas da mais antiga para a mais recente. Na lista de compras, a prioridade é de quem paga mais pelas ações. As ordens de vendas são ordenadas pelo preço de forma crescente e, em caso de ordens com o mesmo valor, também ordenadas da mais antiga para a mais recente. A prioridade na lista, neste caso, é de quem vende a ação pelo preço mais baixo. Note que na situação de momento mostrada na Tabela 8 não há negócios, pois a melhor oferta de compra não atende à melhor oferta de venda.

Tabela 8 – Exemplo de *Book* de ordens de compra e venda.

Book da Ação PETR4.					
Compra			Venda		
Hora da emissão	Preço (R\$)	Quantidade	Hora da emissão	Preço (R\$)	Quantidade
11:05:37	39,18	40	16:06:29	40,06	40
16:45:08	38,91	80	12:53:07	40,60	50
16:08:55	38,73	92	15:23:12	40,60	70
12:10:32	37,81	60	12:29:47	40,74	63
12:34:05	36,85	100	16:44:02	40,85	9
13:55:30	36,64	70	10:53:57	41,36	86
10:48:33	36,38	51	15:30:19	41,43	96
15:43:41	36,38	16	14:38:34	42,06	5

Fonte: O Autor.

Suponha que um agente emita uma ordem de compra de 180 ações à R\$40,70 às 16:46:00. Como este preço é maior que a melhor oferta de venda disponível no *book* (40 ações por R\$40,06),

a ordem se torna uma *market order* e será parcialmente executada neste preço. Mas ainda restam 140 ações a serem compradas, originalmente à R\$40,70. O preço da segunda oferta de venda no *book* (50 ações por R\$40,60) atende ao comprador, assim a ordem é parcialmente executada como *market order* neste preço, restando ainda 90 ações a serem compradas, originalmente à R\$40,70. Da mesma forma, a terceira oferta de venda também atende ao comprador, e assim mais 70 ações são compradas à R\$40,60, por uma *market order*. Por fim, 20 ações restantes da ordem de compra original não podem ser atendidas com as ordens de venda existentes no *book* já que o menor preço de venda é R\$40,74, valor superior ao preço máximo que o agente aceita pagar. Assim, ela torna-se uma *limit order* de compra e é inserida no *book* (LICALZI; PELLIZZARI, 2003). O resultado final após o processamento da ordem de compra é apresentado na Tabela 9.

Tabela 9 – Exemplo de *Book* de ordens de compra e venda após o processamento de uma ordem de compra de 180 ações à R\$40,70.

Book da Ação PETRA.					
Compra			Venda		
Hora da emissão	Preço (R\$)	Quantidade	Hora da emissão	Preço (R\$)	Quantidade
16:46:00	40,70	20	12:29:47	40,74	63
11:05:37	39,18	40	16:44:02	40,85	9
16:45:08	38,91	80	10:53:57	41,36	86
16:08:55	38,73	92	15:30:19	41,43	96
12:10:32	37,81	60	14:38:34	42,06	5
12:34:05	36,85	100			
13:55:30	36,64	70			
10:48:33	36,38	51			
15:43:41	36,38	16			

Fonte: O Autor.

De modo análogo, quando um agente deseja vender ações por um preço menor ou igual à maior oferta de compra no *book*, ele realiza transações por meio de *market orders* de venda até negociar todas as ações postas a venda ou até não existirem mais *limit orders* de compra no *book* com preço maior ou igual ao que ele aceita receber. Quando o segundo caso ocorre, o agente emite uma *limit order* com preço igual ao menor valor que ele está disposto a receber e com quantidade igual ao número de ações que ainda restam para serem vendidas.

3.3.4 Personalidades de agentes

Os agentes podem possuir quaisquer personalidades ou conjunto de personalidades, ficando a critério do responsável pelo modelo escolher aquelas que sejam mais adequadas ao que se deseja estudar. Tais personalidades assumem diversas características, podendo ser constantes (e.g. sempre comprar ações), totalmente aleatórias (e.g. comprar ações de acordo com uma probabilidade definida) ou seguir algum critério específico (e.g. comprar ações à cada 5 períodos), por exemplo. Ao analisar a literatura existente, é possível listar alguns dos tipos mais utilizados.

- *Dealers*, fundamentalistas ou agentes racionais: Esse tipo de comportamento se baseia na suposição de que cada ativo possui um valor fundamental, que é diferente para cada agente. Desse modo, um agente sempre comprará (venderá) o ativo quando o seu preço estiver abaixo (acima) desse valor fundamental (MATASSINI; FRANCI, 2001);

- *Savers*, agentes ruído, aleatórios, motivados por liquidez, irracionais, sem inteligência ou *chartists*: Representam os agentes que realizam negociações por razões pessoais, como a expectativa de tendências nos preços, e não por razões especulativas, geralmente devido à falta desse tipo de informação. Seu comportamento é aleatório, não buscando maximizar seus lucros, observar, lembrar ou aprender, e pode ser modelado de diversas formas, sendo restringido apenas pela disponibilidade de recursos financeiros e volatilidade do mercado. Esse tipo de agente é um dos mais utilizados pois apresenta vantagens como fornecer estabilidade ao sistema e ajudar a reproduzir fatos estilizados (MENDELSON, 1982; RABERTO et al., 2001; MATASSINI; FRANCI, 2001; CINCOTTI et al., 2003; WEI-XING et al., 2011);
- Motivados pela utilidade (*Mean-variance*): Se baseia na teoria de portfólio moderna apresentada por Markowitz (1952 apud CINCOTTI et al., 2003), na qual à cada período o agente determina o capital investido em cada ativo a partir da avaliação dos retornos esperados e da matriz de variância-covariância de seus ativos nos últimos períodos. Assim, ele tenta maximizar a cada período a sua função utilidade, dada uma certa aversão ao risco;
- *Mean-reversion*: Esse tipo de agente assume que os preços das ações seguem um processo de Ornstein-Uhlenbeck geométrico (DIXIT; PINDYCK, 1994 apud CINCOTTI et al., 2003). Assim, ele utiliza a matriz de variância-covariância de seus ativos e a diferença entre os preços reais e estimados nos últimos períodos para decidir como distribuir seu capital;
- *Relative chartists*: O seu comportamento segue o modelo proposto por Parkes e Huberman (2001 apud CINCOTTI et al., 2003), no qual cada agente avalia o retorno obtido por cada ativo de seu portfólio nos últimos períodos, e atualiza o capital investido em cada um à cada período, de modo que uma quantidade cada vez maior de capital é investido nos ativos que apresentem um melhor desempenho.

3.3.5 Outras características

Além do mecanismo de formação de preço e da personalidade dos agentes, existem outras características que devem ser definidas ao criar modelos artificiais.

- Tipos de renda das ações: As ações negociadas podem se comportar como ativos de renda fixa, não apresentando risco, ou de renda variável, com o retorno seguindo um processo estocástico. As do primeiro tipo apresentam retorno menor que as do segundo, implicando em um *trade-off* entre o risco e o lucro;
- Quantidade de ações: Os modelos podem possuir apenas uma ação ou uma combinação de diferentes tipos de ações (e.g. 3 ações, sendo 2 de renda variável e 1 de renda fixa);
- Capital inicial: Os agentes podem todos iniciar com o mesmo capital, com quantidades aleatórias ou seguindo alguma regra (e.g. Lei de Zipf (ZIPF, 1949) ou Princípio de Pareto);
- Carteira de ações inicial: Do mesmo modo que o capital inicial, os agentes podem ter a mesma ou diferentes carteiras iniciais;

- Propagação de informações: Primeiramente deve ser determinado se ocorre ou não a propagação de informação entre os agentes. Caso exista, ela pode ser realizada através de diferentes métodos, como a formação de *clusters* (RABERTO et al., 2001) ou o *Stochastic Belief Learning* (SBL) (LI; ZHONG-YING; HONG-YUAN, 2009);
- Aprendizado dos agentes: Deve ser definido também se os agentes aprendem com o tempo e buscam outras estratégias ou permanecem com a mesma estratégia para sempre;
- Mudança do capital total do sistema: O sistema pode ser fechado, sem variação no capital total, ou aberto, para reproduzir efeitos de inflação (entrada de capital externo) ou crises (saída de capital interno) (CINCOTTI et al., 2003).

Com relação ao último tópico, Raberto et al. (2001) afirma que a finitude de recursos dos agentes em seu modelo induz a mecanismos de reversão a média para o processo de formação do preço. É de nosso interesse verificar a ocorrência desse fato em nosso modelo em situações que o capital e as ações do sistema se mantêm constantes ao longo do tempo. Uma alternativa para avaliar se uma série de preços está sujeita a um comportamento de reversão à média é através do Teste de Dickey-Fuller Aumentado (ADF) (DICKEY; FULLER, 1979), que verifica se uma série temporal possui raiz unitária.

O método mais prático para testar a raiz unitária de uma série começa com uma regressão de primeira ordem (AR(1)) (WOOLDRIDGE, 2012), como mostra a Equação 3.1

$$y_t = \alpha + \rho y_{t-1} + e_t, \quad t = 1, 2, \dots \quad (3.1)$$

onde e_t é uma variável aleatória considerada normalmente distribuída com $E(e_t) = 0$ e $V(e_t) = \sigma^2$, independente e identicamente distribuído (i.i.d.) e independente de y_0 (DEVORE; SILVA, 2006). Dizemos que y_t possui raiz unitária, e por conseguinte é não-estacionário, se e somente se $\rho = 1$. Para $\alpha = 0$ e $\rho = 1$ dizemos que y_t segue um processo aleatório sem *drift*, e caso $\alpha \neq 0$ e $\rho = 1$ um processo aleatório com *drift*. Assim, chegamos ao teste de hipótese mostrado em 3.2.

$$\begin{cases} H_0 : \rho = 1 \\ H_1 : \rho < 1 \end{cases} \quad (3.2)$$

Esse teste tem como hipótese nula que a série temporal possui raiz unitária e portanto é não-estacionária. A sua hipótese alternativa indica que a série não possui raiz unitária e portanto é estacionária. Note que a hipótese alternativa poderia ser $\rho > 1$, o que indicaria, caso a hipótese nula fosse rejeitada, que a série temporal é explosiva.

Uma outra maneira conveniente de realizar este teste de hipótese é de subtrair y_{t-1} de ambos os lados da Equação 3.1, resultando em $y_t - y_{t-1} = \Delta y_t$, e definir $\theta = \rho - 1$, chegando à Equação 3.3, conhecida como o Teste de Dickey-Fuller.

$$\Delta y_t = \alpha + \theta y_{t-1} + e_t \quad (3.3)$$

Desse modo, o teste de hipótese é alterado, conforme 3.4, mantendo os mesmos resultados para as hipóteses nula e alternativa.

$$\begin{cases} H_0 : \theta = 0 \\ H_1 : \theta < 0 \end{cases} \quad (3.4)$$

Uma característica importante deste teste é que a estatística de teste t usual não pode ser aplicada para determinar os valores críticos já que ela não tem uma distribuição aproximada da normal padronizada. Devem ser utilizados os valores críticos tabelados já calculados por outros autores, e.g. Fuller (1996), mostrados na Tabela 10. A partir dos valores tabelados é possível determinar os p-valores para diferentes tamanhos de amostras por meio de interpolações.

Tabela 10 – Valores críticos para o teste estatístico t para raiz unitária.

Tamanho da Amostra	Nível de Significância							
	1%	2,5%	5%	10%	90%	95%	97,5%	99%
25	-4,38	-3,95	-3,60	-3,24	-1,14	-0,80	-0,50	-0,15
50	-4,15	-3,80	-3,50	-3,18	-1,19	-0,87	-0,58	-0,24
100	-4,04	-3,73	-3,45	-3,15	-1,22	-0,90	-0,62	-0,28
250	-3,99	-3,69	-3,43	-3,13	-1,23	-0,92	-0,64	-0,31
500	-3,98	-3,68	-3,42	-3,13	-1,24	-0,93	-0,65	-0,32
100000	-3,96	-3,66	-3,41	-3,12	-1,25	-0,94	-0,66	-0,33

Fonte: Fuller (1996).

Assim, rejeitamos a hipótese nula $\theta = 0$ se $t_\theta < c$, onde t_θ é o valor da estatística de teste calculado conforme a Equação 3.5 e c é o valor tabelado calculado a partir da Tabela 10. É importante ressaltar que caso não seja possível rejeitar a hipótese nula, não devemos necessariamente aceitá-la, e sim apenas considerar que os dados não apresentam evidência forte contra a hipótese nula.

$$t_\theta = \frac{\hat{\theta}}{\hat{\sigma}_\theta} \quad (3.5)$$

onde $\hat{\sigma}_\theta$ é o erro padrão de θ . A partir da Equação 3.3 é possível derivar uma equação para processos mais complexos. Para tanto devemos adicionar uma quantidade k de lags na Equação 3.3 para considerar as dinâmicas do processo. A inclusão do lag tem como objetivo retirar correlações seriais de Δy_t , que passa a ser calculada conforme a Equação 3.6 para $k = 1$ e conforme a Equação 3.7 para n lags, conhecida como Teste de Dickey-Fuller Aumentado.

$$\Delta y_t = \alpha + \theta y_{t-1} + \gamma_1 \Delta y_{t-1} + e_t \quad (3.6)$$

$$\Delta y_t = \alpha + \theta y_{t-1} + \gamma_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \gamma_{n-1} \Delta y_{t-n} + e_t \quad (3.7)$$

onde $|\gamma| < 1$. Para realizar o teste de hipótese neste caso devemos primeiramente realizar a regressão apresentada em 3.8.

$$\Delta y_t \text{ com } y_{t-1}, \Delta y_{t-1}, \dots, \Delta y_{t-k} \quad (3.8)$$

e aplicar o teste estatístico t no coeficiente θ do termo y_{t-1} tal como foi feito anteriormente. Os valores críticos tabelados são os mesmos expostos na Tabela 10, assim como a regra de rejeição. Esse teste pode ser realizado no *Software R* através da função “`adf.test()`” presente no pacote “`tseries`”. Os inputs dessa função são uma série temporal, a hipótese alternativa (estacionária ou explosiva) e a quantidade “ k ” de *lags*. Caso a hipótese alternativa não seja definida o teste assume como padrão o comportamento estacionário, enquanto que a quantidade de *lags* é definida de acordo com a Equação 3.9 (TRAPLETTI; HORNIK, 2013).

$$k = \sqrt[3]{t-1} \quad (3.9)$$

onde t é a quantidade de valores da série temporal.

3.3.6 Estrutura versus Comportamento

Brandouy et al. (2012) afirmam que mercados financeiros definitivamente se mostraram como ótimas aplicações para métodos baseados em agentes. Entretanto o debate atual envolve determinar o fator mais importante, dentre as estruturas do mercado e a racionalidade dos agentes, para explicar os fatos estilizados observados em mercados reais e que devem ser replicados em artificiais.

Apenas nas últimas décadas, seguindo a pesquisa pioneira realizada por Gode e Sunder (1993), é que agentes com zero inteligência começaram a ser considerados relevantes. No ponto de vista de Ponta, Raberto e Cincotti (2011), o comportamento com zero inteligência ainda merece muito interesse pela sua simplicidade e possibilidade de focar uma atenção maior nos aspectos estruturais do que nas características comportamentais, além de sugerir que suposições comportamentais podem não ser necessárias para obter os principais fatos estilizados presentes em mercados. Diversos mercados artificiais povoados por agentes simples têm sido desenvolvidos e capazes de reproduzir alguns fatos estilizados como caudas pesadas e autocorrelação de volatilidade (LEBARON, 2000; MATASSINI; FRANCI, 2001; CHIARELLA; IORI, 2002; CINCOTTI et al., 2003).

Maslov (2000) analisou um modelo simples de mercado no qual agentes submetem aleatoriamente *limit* e *market orders* a um preço de negociação igual a uma variação aleatória do preço atual de mercado. Neste mercado foram percebidos padrões não-triviais de preços, ou seja, fatos estilizados relevantes como caudas pesadas e correlações de longo alcance, que estão de acordo com os comportamentos exibidos por séries de preços em mercados reais de ações. O autor chega a conclusão que esses resultados foram alcançados em decorrência das regras de negociação e do modo como a oferta e demanda determinam o preço de mercado e não em razão da evolução das estratégias dos agentes.

LiCalzi e Pellizzari (2003) realizaram uma comparação entre dois modelos de *order-driven market*: enquanto o primeiro é composto apenas por agentes fundamentalistas, o segundo possui apenas agentes ruído. Em ambos os modelos foram utilizados dois tipos de ativos, um com risco e outro sem. Em seus resultados mostraram que os dois modelos apresentaram distribuições de retornos com caudas pesadas e picos estreitos, afirmando que esses fatos são consequência das propriedades estruturais do mercado, não possuindo relação com as regras de comportamento dos agentes.

Nesse sentido, a pesquisa de Liu, Gregor e Yang (2008) buscou analisar quais os efeitos causados pela microestrutura e pelo comportamento em um mercado artificial de ações. Entretanto, devido a formulação complexa dos modelos desenvolvidos se torna difícil identificar qual aspecto do modelo é responsável por gerar os fatos estilizados encontrados ou se até mesmo todas características presentes no modelo são realmente necessárias para alcançar esse objetivo. Apesar de pesquisas como a de Raberto et al. (2001) e LiCalzi e Pellizzari (2003) indicarem que o surgimento de fatos estilizados tem como causa a microestrutura do sistema, outros trabalhos como o de LeBaron, Arthur e Palmer (1999b), Liu, Liang e Tang (2004) e Liu, Liang e Wang (2006) foram capazes de reproduzir tais fatos em modelos sem microestruturas bem definidas.

Seus resultados apontam que tanto a microestrutura quanto os aspectos comportamentais são responsáveis pelo aparecimento de fatos estilizados, contudo eles influenciam o modelo de diferentes maneiras. A influência do mecanismo de formação de preço de *Clearing House* por si só é capaz de apresentar caudas pesadas em retornos de negócios de alta frequência mesmo com agentes sem inteligência, caso que não ocorre ao considerar os retornos de negócios diários. Com relação ao impacto de suposições comportamentais, chegamos a conclusão que estas características acarretam na ocorrência de caudas pesadas nos retornos diários assim como a correlação entre o volume a volatilidade.

3.4 Desempenho de Mercados Artificiais: Os Fatos estilizados

Nicolau (2011) afirma que existe um conjunto de características empíricas apresentadas em vários estudos que aparecem em diversas séries temporais financeiras. Essas características são denominadas fatos estilizados e são resultados empíricos simples que apresentam bastante consistência, e por isso se tornam primordiais para que modelos artificiais sejam bem sucedidos (WEI-XING et al., 2011). Maslov (2000) enfatiza esta definição ao afirmar que qualquer modelo de mercado financeiro deve apresentar tais características empíricas para que seja considerado bem sucedido.

Segundo Cont (2001), no contexto dos mercados de ações, fatos estilizados são propriedades estatísticas não-triviais observadas nas variações aleatórias dos preços em diversos mercados e em diferentes períodos de tempo. Apesar de tais fatos serem geralmente formulados em termos de propriedades qualitativas dos retornos dos ativos, eles não são facilmente reproduzidos por um modelo estocástico.

Brandouy et al. (2012) afirma que os principais fatos estilizados para as séries temporais de retornos são a ausência de autocorrelação, agrupamento de volatilidade e a correlação entre

volume e volatilidade, e para a distribuição empírica dos retornos dos ativos a presença de caudas pesadas.

3.4.1 Caudas Pesadas

A presença de caudas pesadas na distribuição dos retornos é, juntamente com o agrupamento de volatilidade, um dos fatos estilizados mais citados na literatura (KIRCHLER; HUBER, 2007). Ter caudas pesadas significa que a curtose da distribuição dos retornos é maior que a da distribuição normal, ou seja, eles apresentam uma distribuição leptocúrtica (NICOLAU, 2011). Na prática, isso implica a ocorrência de valores extremos dos retornos com uma frequência maior do que seria esperado caso eles seguissem uma distribuição normal.

Este fato estilizado pode ser verificado por um teste de hipóteses, confrontando a hipótese nula da distribuição dos retornos apresentarem curtose igual a 3 – o mesmo valor apresentado por uma distribuição normal – com a hipótese de eles apresentarem um valor de curtose superior a 3. Isso pode ser feito por meio da transformação proposta por Anscombe e Glynn (1983). Para realizar o teste de hipótese, deve-se definir a estatística de teste z , calculada a partir do quarto momento padronizado (b_2), sua esperança ($E(b_2)$), variância ($VAR(b_2)$) e obliquidade ($m_3(b_2)$), o número de graus de liberdade (A) e a estatística padronizada do quarto momento (x).

Por definição, o quarto momento padronizado b_2 , também denominado de curtose, é calculado a partir da divisão do quarto momento central $m_4(b_2)$ pelo quadrado da variância $(m_2(b_2))^2$, dado que existam n amostras, como apresentado na Equação 3.10, enquanto que a sua esperança e variância são calculadas a partir da Equação 3.11 e Equação 3.12, respectivamente. Com esses valores é possível então calcular a sua estatística padronizada x a partir da Equação 3.13.

$$b_2 = \frac{m_4(b_2)}{(m_2(b_2))^2} = \frac{n \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{(\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2)^2} \quad (3.10)$$

$$E(b_2) = \frac{3(n-1)}{(n+1)} \quad (3.11)$$

$$VAR(b_2) = \frac{24n(n-2)(n-3)}{(n+1)^2(n+3)(n+5)} \quad (3.12)$$

$$x = \frac{b_2 - E(b_2)}{\sqrt{VAR(b_2)}} \quad (3.13)$$

O cálculo do seu terceiro momento central, também chamado obliquidade, é apresentado na Equação 3.14. De posse desse valor é possível calcular o número de graus de liberdade da variável utilizando a Equação 3.15.

$$m_3(b_2) = \frac{6(n^2 - 5n + 2)}{(n+7)(n+9)} \sqrt{\frac{6(n+3)(n+5)}{n(n-2)(n-3)}} \quad (3.14)$$

$$A = 6 + \frac{8}{m_3(b_2)} \left(\frac{2}{m_3(b_2)} + \sqrt{1 + \frac{4}{m_3(b_2)^2}} \right) \quad (3.15)$$

Finalmente, com base nos valores de x e A é calculada a estatística de teste z de acordo com a [Equação 3.16](#) e que é utilizada na realização do teste de hipótese apresentado em [3.17](#), que calcula o p-valor das observações comparando-as com a distribuição normal. O teste avalia a hipótese nula dos valores possuírem uma curtose igual a 3 tal como uma distribuição normal (p-valor > 0.05), contra a hipótese alternativa de que os dados apresentam curtose maior que 3 indicando a presença de caudas pesadas (p-valor ≤ 0.05).

$$z = \frac{1 - \frac{2}{9A} - 3 \sqrt{\frac{1 - \frac{2}{A}}{1+x \sqrt{\frac{2}{A-4}}}}}{\sqrt{\frac{2}{9A}}} \quad (3.16)$$

$$\begin{cases} H_0 : b_2 = 3 \\ H_1 : b_2 > 3 \end{cases} \quad (3.17)$$

3.4.2 Agrupamento de volatilidade (Volatility clustering)

O agrupamento de volatilidade é caracterizado pela presença de períodos de grande amplitude dos retornos separados de intervalos de menores flutuações ([MASLOV, 2000](#)). Ou seja, se no dia de hoje o mercado apresentou alta volatilidade, a probabilidade de se observar grandes variações amanhã – sejam elas de alta ou de queda – será maior que a observada em média ([SAMANIDOU et al., 2007](#)).

Segundo [Kirchler e Huber \(2009\)](#), esta propriedade é geralmente medida pela função de autocorrelação do módulo dos retornos, onde se observa valores significativamente positivos para diversos intervalos de tempo. De acordo com [Daníelsson \(2011\)](#), neste caso pode ser utilizado o teste de Ljung-Box baseado no estudo original apresentado por [Ljung e Box \(1978\)](#). Para calcular a estatística de teste \tilde{Q} apresentada na [Equação 3.19](#), é necessário primeiramente calcular a autocorrelação dos retornos absolutos r_k para um *lag* k a partir da [Equação 3.18](#), onde n é o número de amostras e a_t é o módulo do retorno no período t .

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n a_t a_{t-k}}{\sum_{t=1}^n (a_t)^2} \quad (3.18)$$

$$\tilde{Q}(r) = n(n+2) \sum_{j=1}^k \frac{(r_j)^2}{n-j} \quad (3.19)$$

É realizado então o teste de hipótese apresentado em [3.20](#) para avaliar se a estatística de teste \tilde{Q} segue uma distribuição qui-quadrado (χ^2), o que implica na impossibilidade de rejeição da hipótese nula de que as frequências observadas são distribuídas de forma independente.

Caso a hipótese nula seja rejeitada, chega-se a conclusão que as frequências observadas não são distribuídos de forma independente e o fato estilizado de agrupamento de volatilidade ocorre.

$$\begin{cases} H_0 : \text{As frequências observadas são distribuídas de forma independente} \\ H_1 : \text{As frequências observadas não são distribuídas de forma independente} \end{cases} \quad (3.20)$$

3.4.3 Correlação entre volume e volatilidade

A presença de correlação entre o volume de ações negociadas e as medidas de volatilidade de seu preço é citada em uma série de estudos, e.g. [Cont e Bouchaud \(2000\)](#), [Cont \(2001\)](#) e [Levy, Levy e Solomon \(2000 apud BRANDOUY et al., 2012\)](#). [Daniélsson \(2011\)](#) sugere que a volatilidade seja estimada pelo desvio padrão dos retornos. Dessa forma, este fato estilizado pode ser quantificado por um teste de associação entre amostras utilizando um índice de correlação entre os valores de volume e volatilidade como o coeficiente de correlação de Pearson. Para realizar o teste, é necessário determinar a estatística de teste p , calculada pela [Equação 3.23](#) a partir dos coeficientes de correlação de Pearson r entre o volume (x) e a volatilidade (y) de n amostras ([Equação 3.21](#)) e o número de graus de liberdade ([Equação 3.22](#)). A estatística é então testada para verificar se segue uma distribuição *t-student*, indicando que a hipótese nula do teste [3.24](#) de que não existe correlação entre os valores analisados não pode ser rejeitada.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (3.21)$$

$$df = n - 2 \quad (3.22)$$

$$p = \frac{r\sqrt{df}}{\sqrt{1-r^2}} \quad (3.23)$$

$$\begin{cases} H_0 : \text{O volume e a volatilidade não apresentam correlação} \\ H_1 : \text{O volume e a volatilidade apresentam correlação} \end{cases} \quad (3.24)$$

3.5 Mercados Artificiais na Literatura

Um dos primeiros trabalhos relevantes dessa área foi a pesquisa de [Cohen et al. \(1978\)](#), que utilizou agentes com comportamento de especialistas. Nele foi analisado como a estrutura do mercado, os tipos de participantes e os custos de transação afetam a performance do mercado.

Outra pesquisa interessante nessa época foi a de [Mendelson \(1982\)](#), na qual foi identificada a existência de dois tipos de agente: aqueles motivados pela liquidez dos ativos e que apesar da falta de informações desejam trocar ações em dinheiro ou vice-versa; e os que possuem informações privilegiadas sobre o mercado.

Apesar de seus trabalhos serem considerados inovadores, ambos os trabalhos citados esbarraram na limitação tecnológica da época, já que eles trabalham com conjuntos de modelos estatísticos e derivações de distribuições para representar o mercado e suas propriedades. [Ramsey \(1996\)](#) discute as diferenças entre as abordagens estatísticas e a metodologia representativa de agentes, utilizada mais à frente:

Utilizar abordagem estatística para descrever comportamentos de microeconomia carrega implicações diferentes da metodologia representativa de agentes. Enquanto a análise e os resultados são qualitativamente idênticos, tanto no nível micro quanto no macro em modelos representativos de agentes, em uma abordagem estatística as propriedades das macro variáveis não são necessariamente idênticas às correspondentes microvariáveis, e nem a simples agregação dos micro componentes sempre representa as sensíveis relações macroeconômicas.

[Palmer et al. \(1994\)](#) contesta modelos baseados em expectativas racionais dos agentes, afirmando que eles são inverossímeis. Esses modelos consideram que todos os agentes possuem todas as informações do mercado e racionalidade perfeita, levando-os a sempre tomar a melhor decisão, e que todos os agentes sabem que todos os outros agentes possuem as mesmas informação e agem sempre racionalmente. Ele demonstra que mesmo sem utilizar as suposições restritivas da expectativa racional, é possível reproduzir características relevantes de mercados reais.

Essa fato é comprovado por [Wei-Xing et al. \(2011\)](#), que atesta que modelos compostos por agentes irracionais podem resultar em mercados com tendências racionais. Entre os exemplos citados pelo autor tem-se o trabalho de [Gode e Sunder \(1993\)](#), que utilizou agentes sem inteligência para simular transações em um mercado de *double auction*. Foi descoberto que tal tipo de agente, sujeito à restrições orçamentárias, é condição suficiente para gerar uma eficiência alocativa no mercado de aproximadamente 100%. Outro trabalho citado foi o de [Othman \(2008\)](#), que estudou mercados preditivos e chegou a conclusão de que é possível gerar séries de preços que repliquem características empíricas encontradas em mercados a partir de um mercado composto por agentes com inteligência zero e crenças distintas.

O trabalho de [Bak, Paczuski e Shubik \(1997\)](#) analisou as variações de preços em mercados com muitos agentes, especificamente dois tipos com comportamentos distintos: o primeiro, chamado de agente ruído, age de forma completamente aleatória, i.e. emite ordens de compra e venda de ações sem nenhum padrão; o segundo tenta maximizar a cada período a sua função utilidade, dada uma certa aversão ao risco. Ele também incluiu características comportamentais em seu modelo, como o *feedback* de volatilidade e efeitos de imitação. O seu trabalho apresentou alguns resultados significantes, como a existência de padrões estatísticos na variação dos preços consistente com observações empíricas, além da associação entre a quantidade de agentes irracionais e a formação de bolhas de preços, e, talvez o mais importante, que distribuições com caudas pesadas ocorrem naturalmente em sistemas envolvendo muitas partes interagindo entre si.

Além de trabalhar com 3 tipos de agentes, a pesquisa de [Steiglitz e Shapiro \(1998\)](#) buscou expandir a pesquisa de [Youssefmir, Huberman e Hogg \(1994\)](#) ao incorporar uma central de leilões responsável por mediar as negociações. Além disso, teve como diferencial o fato dos agentes serem capazes de investir em duas ações, a primeira possuindo um retorno estocástico e a segunda com retorno constante e livre de risco. Os tipos de agentes determinados foram: agentes

especuladores que seguem as tendências do mercado; agentes fundamentalistas que definem um preço fundamental para cada ação; e agentes produtores e consumidores de ações. Entre os seus resultados, foi verificada a influência dos agentes seguidores de tendência na formação de bolhas de preços, fato que deixa de existir quando esse tipo de agente é removido do modelo.

Maslov (2000) faz o estudo de um modelo simples de um *order-driven market* composto por agentes que agem de forma completamente aleatória, podendo emitir *market* ou *limit orders*. Mais importante, ele determina uma lista de fatos empíricos que devem ser apresentados por qualquer modelo ou teoria bem sucedida, também conhecidos como fatos estilizados, e demonstra que mesmo modelos simples como o seu podem apresentar fatos estilizados.

Logo, o modelo de Matassini e Franci (2001) se diferenciou ao utilizar um tipo de agente que possui como objetivo a maximização do lucro enquanto minimiza o risco da aplicação. Além disso o agente analisa o tempo no qual o investimento foi realizado assim como vários parâmetros comportamentais e a inclusão de uma rede de amigos. Seus resultados apresentaram distribuições com caudas pesadas e a conclusão de que para alcançar resultados satisfatórios são necessários somente um grupo adequado de restrições no modelo.

Outro modelo importante na literatura foi o Mercado de Genoa, um mercado simulado de multi-agentes heterogêneos desenvolvido por Raberto et al. (2001). Esse modelo apresenta características realistas de negociação, como o *feedback* de volatilidade, e considera a finitude de recursos dos agentes. Apesar de utilizar apenas um tipo de agente e de ativo, além de um mecanismo de formação de preço baseado no cruzamento da oferta e da demanda, foi capaz de apresentar propriedades empíricas encontradas em conjuntos de dados de mercados reais.

Já Cincotti et al. (2003) teve como objetivo de pesquisa determinar qual a melhor estratégia dentre as seguintes: *mean-variance*, *mean-reversion*, *relative chartists* e agentes ruído. O modelo possui dois ativos com risco e também duas variações, a primeira com o capital total do sistema fixo, enquanto que a segunda permite a entrada de capital externo, possibilitando a existência de inflação. Entre os resultados alcançados estão o *cluster* de volatilidade, distribuição dos retornos apresentando caudas pesadas e reversão à média.

O trabalho de Raberto e Cincotti (2005) aperfeiçoa sua pesquisa anterior ao substituir o mecanismo de cruzamento de oferta e demanda para formação de preço pelo *limit order book*. Além disso, ele testa duas suposições: na primeira, a decisão de preços de compra e venda de ações não é afetada pela volatilidade da ação, que é constante e igual a 0,005, enquanto que na segunda, a volatilidade das últimas negociações influencia os preços futuros. Seus resultados apontam que o *limit order book* por si só já é suficiente para a formação de caudas pesadas, não havendo a necessidade de suposições sobre o comportamento dos agentes, enquanto que ao inserir um *feedback* sobre a volatilidade do mercados, é possível alcançar o *cluster* de volatilidade.

Liu, Gregor e Yang (2008) tomam como base as pesquisas de LiCalzi e Pellizzari (2003), Marchesi et al. (2003) e Raberto e Cincotti (2005) para analisar qual a relevância da influência da microestrutura de um mercado e as suposições comportamentais dos agentes através da construção de dois modelos distintos. O primeiro é formado por agentes sem inteligência, que negociam uma ação em um mercado no qual o mecanismo de formação de preço é o *Clearing*

House e que executa negociações diversas vezes durante o dia. A diferença é que as ações não negociadas ficam guardadas em um *book* até o fim do dia. O segundo modelo é formado por agentes com o comportamento seguindo o *Extendend Minority Game* (EMG), uma extensão do *Minority Game* (MG) (CHALLET; ZHANG, 1997) desenvolvido pelos autores (LIU; LIANG; TANG, 2004; LIU; LIANG; WANG, 2006), no qual consideram que cada agente possui uma memória limitada e implementam um *payoff* ponderado.

O modelo proposto por Ponta, Raberto e Cincotti (2011) possui múltiplos agentes sem inteligência, i.e. agentes que não utilizam a informação sobre seus ganhos para escolher em quais ações investir. Assim, eles compram e vendem ações aleatoriamente, cada um seguindo uma distribuição uniforme baseada no seu *feedback* de volatilidade. O processo de formação de preço é de *clearing house* atuando em 10 setores diferentes, com cada setor possuindo 10 ações diferentes. Eles testaram duas condições de mercado, uma na qual as ações não pagam dividendos e em outra na qual cada ação paga um dividendo para os agentes à cada 3 meses. Para cada condição de mercado avaliada, também testou modelos em que os agentes investem em todos os 10 setores e outro em que os agentes investem em apenas 5 setores aleatórios.

3.6 Considerações Finais

Após atestar as vantagens que a simulação traz ao ser aplicada como ferramenta de aprendizado e as lacunas existentes nos simuladores como os disponibilizados pela BM&FBovespa, buscou-se uma alternativa na literatura. Apesar da existência de vários trabalhos tratando de modelos de mercados artificiais de capitais, foi constatado que nenhum autor tinha como objetivo, principal ou secundário, a criação de um instrumento que permita a interação de agentes externos com o modelo. Ainda assim, ao analisar as características dos modelos artificiais existentes, verificou-se a possibilidade de aplicá-las para a criação de um simulador que atenda os requisitos propostos neste trabalho.

4 O simulador proposto

Neste capítulo são apresentadas as características do simulador proposto, incluindo as partes que o compõe: i) o mercado artificial, responsável por realizar os negócios entre os agentes; ii) a estrutura de acesso ao mercado artificial, que engloba a interface com o usuário, a forma de acesso do usuário e a forma de comunicação entre duas instâncias do R (por meio de um banco de dados).

4.1 Características do simulador

Diante de tudo o que foi exposto até aqui neste trabalho, definimos um conjunto de características que devem estar presentes no simulador proposto:

1. O mercado artificial deve ser capaz de trabalhar com múltiplas ações e reproduzir um mercado real em que estas ações são negociadas com base em um *book* de ofertas;
2. A configuração base do mercado artificial deve apresentar os fatos estilizados típicos que são observados em mercados reais;
3. A interface do usuário com o simulador deve ser semelhante à de um *Home Broker*, no qual ele pode acompanhar o andamento do mercado e de suas ordens;
4. O simulador pode ser utilizado pelo usuário em um ambiente local (sem que este dependa de acesso à internet);
5. O simulador deve possuir uma versão *online*, permitindo o uso simultâneo por múltiplas pessoas sem a necessidade de instalação de qualquer tipo de *software*;
6. O usuário pode controlar o tempo de execução do simulador, e.g. ser capaz de acelerar o tempo de execução, bem como pausar e retomar a simulação a qualquer momento.

As duas primeiras características são intrínsecas ao mercado artificial, e independem da interação com agentes externos. As demais dizem respeito à estrutura de acesso do usuário final ao mercado artificial proposto.

4.2 O Mercado Artificial

O mercado artificial é composto por agentes internos (e eventualmente externos) que interagem entre si em um mercado artificial parcialmente baseado no trabalho de [Raberto et al. \(2001\)](#). O mecanismo de formação de preços segue o conceito do *Order-driven Market* apresentado na [subseção 3.3.3](#), que não foi o utilizado por [Raberto et al. \(2001\)](#).

4.2.1 Agentes

Os agentes internos possuem personalidade aleatória seguindo a definição de [Raberto et al. \(2001\)](#) no sentido que eles possuem uma janela de volatilidade, i.e. um período passado que os agentes utilizam para determinar o seu preço de referência. Vincular o preço de referência dos agentes à volatilidade do preço das ações inclui uma característica realística da psicologia de negociações, já que quando a volatilidade é alta a incerteza sobre qual é o verdadeiro preço da ação também aumenta e os agentes acabam submetendo ordens com variações de preço maiores.

Considere que o sistema é formado por N agentes internos. A cada dia de negociação (passo de tempo) todos os agentes ativos emitem ordens de compra e/ou venda. Caso o agente i ($i \in N$) emita uma ordem, ela pode ser de compra com probabilidade P_c ou de venda com probabilidade $P_v = 1 - P_c$. Seja $Q^{i,j}(t)$ a quantidade que o agente i possui da ação j no passo de tempo t . Caso ele emita uma ordem de venda, a quantidade a ser vendida $Q_v^{i,j}(t)$ será

$$Q_v^{i,j}(t) = Q^{i,j}(t) \times X^{i,j} \quad (4.1)$$

com $X^{i,j} \sim U[0,1]$. Seja $P_r^j(t)$ o preço de referência da ação j no passo de tempo t para todos os agentes. Este preço nada mais é que o preço de fechamento da ação j no passo de tempo $t - 1$. O preço mínimo que o agente aceita receber por sua ordem de venda, $P_v^{i,j}(t)$, é definido como

$$P_v^{i,j}(t) = P_r^j(t) / Y^{i,j} \quad (4.2)$$

em que $Y^{i,j} \sim N(\mu; k \times \sigma^{i,j})$. [Raberto et al. \(2001\)](#) utiliza como parâmetros $\mu = 1,01$, $k = 3,5$ e $\sigma^{i,j}$ como a volatilidade histórica dos preços de fechamento da ação j considerando a janela de tempo $h(i)$, ou seja, cada agente i pode considerar uma janela distinta no cálculo de sua volatilidade, e conseqüentemente obter $P_v^{i,j}(t)$. Estes parâmetros foram determinados como os mais apropriados pelo autor após a realização de diversas simulações variando estes parâmetros.

Caso o agente i emita uma ordem de compra para a ação j no período t , a quantidade de capital alocado para essa compra, $C_c^{i,j}(t)$, será uma fração aleatória do capital total do agente i , $C^i(t)$, ou seja

$$C_c^{i,j}(t) = C^i(t) \times X^{i,j} \quad (4.3)$$

em que $X^{i,j} \sim U[0,1]$ (com a restrição de que $\sum_j X^{i,j} \leq 1$). O preço máximo de compra, $P_c^{i,j}(t)$, que o agente i aceita pagar pela ação j no período t é definido como

$$P_c^{i,j}(t) = P_r^j(t) \times Y^{i,j} \quad (4.4)$$

em que $Y^{i,j} \sim N(\mu; k \times \sigma^{i,j})$. A quantidade máxima de ações j que o agente i poderá comprar no período t , $Q_c^{i,j}(t)$, é determinada a partir da razão entre o capital alocado para a

compra $C_c^{i,j}(t)$ e o preço máximo que ele aceita pagar $P_c^{i,j}(t)$

$$Q_c^{i,j}(t) = \frac{C_c^{i,j}(t)}{P_c^{i,j}(t)} \quad (4.5)$$

4.2.2 Mecanismo de formação de preços

O mecanismo de formação de preços utilizado no nosso mercado artificial é o *Order-driven Market* (ao contrário de [Raberto et al. \(2001\)](#), que utilizou *Clearing House*). Quando uma ordem é recebida o sistema inicialmente verifica o *book* de ordens tentando encontrar ordens opostas com preço compatível. Se for uma ordem de compra, ele verifica se existem *limit orders* de venda com preço menor ou igual ao preço máximo que o agente aceita pagar. Caso seja uma ordem de venda, o sistema verifica se existem *limit orders* de compra com preço maior ou igual ao preço mínimo que o agente aceita vender. Se não encontrar uma ordem compatível o sistema converte a ordem em uma *limit order*, que é inserida no *book* de ordens com validade até o final do dia. Caso contrário (i.e., existem ordens opostas compatíveis no book), a ordem é processada como uma *market order*, negociada ao preço da(s) *limit order(s)* disponíveis no book, atualizando-se a quantidade de ações compradas ou vendidas pelo agente. Quando o agente consegue negociar toda a quantidade desejada através de uma *market order*, o agente finaliza suas atividades neste dia. Caso não consiga, a quantidade restante é inserida no *book* como uma *limit order* e ele aguarda até o final do dia que esta ordem seja negociada (ainda que parcialmente), o que pode acontecer caso surjam novas *market orders* com preço compatível. O processo de compra de ações está detalhado no [Algoritmo 1](#) e o de venda no [Algoritmo 2](#).

4.3 A estrutura de acesso ao Mercado Artificial

O *software* R foi utilizado como base para a criação do mercado artificial. Nele, além de ser possível programarmos o mercado, também somos capazes de disponibilizar gráficos e ferramentas típicas de análise técnica e verificar a presença de fatos estilizados com uso de funções presentes em alguns pacotes disponíveis. A distribuição do simulador também pode ser realizada no R, através do encapsulamento do simulador em um pacote ou de seu uso *online*, facilitando o compartilhamento e a utilização por novos usuários.

A estrutura básica de execução de um programa no R é *single thread* (ou seja, um comando por vez). Com isso, durante os passos de execução do mercado artificial, seria necessário perguntar ao agente externo (usuário) se ele deseja emitir ou cancelar ordens de compra/venda. Isso literalmente interromperia a execução do programa (i.e. o funcionamento do mercado) até que o usuário confirmasse sua ordem, o que não ocorre no mercado real. Como permitir também que este usuário altere o tipo de gráfico que está sendo exibido, o tipo de análise técnica neste gráfico, a ação que está sob observação, etc., sem que ocorra interrupção da execução do programa principal? Em um programa com execução *single thread* isso não é possível.

A alternativa proposta é ilustrada na [Figura 6](#), e se baseia na utilização de uma segunda instância do R. A primeira instância (R#1) é responsável pela execução do Mercado Artificial (incluindo o processamento das ordens de todos os agentes, internos ou externos). Já a segunda

Entrada: *Market order* de compra do agente para Q^o ações ao preço máximo P^o

```

1 se Há ordens de venda no Book (limit orders) com preço  $P^b \leq P^o$  então
2    $n \leftarrow$  Número de ordens de venda no Book de Vendas com preço  $P^b \leq P^o$ 
3    $i \leftarrow 0$ 
4   enquanto  $(i < n)$  e  $(Q^o > 0)$  faça
5      $i \leftarrow i + 1$ 
6     Seleciona a  $i$ -ésima ordem com menor preço  $(P_i^b; Q_i^b)$ 
7     se  $Q_i^b \leq Q^o$  então
8        $Q^o \leftarrow (Q^o - Q_i^b)$ 
9        $Q_i^b \leftarrow 0$ 
10      A  $i$ -ésima limit order do Book de Vendas está completa e é finalizada
11      A quantidade da market order de compra é atualizada
12     senão
13        $Q_i^b \leftarrow (Q_i^b - Q^o)$ 
14        $Q^o \leftarrow 0$ 
15       A market order de compra está completa e é finalizada
16       A  $i$ -ésima limit order do Book de Vendas é atualizada
17     fim se
18   fim enqto
19   se  $Q^o > 0$  então
20     A market order de compra se torna uma limit order no Book de Compras com preço  $P^o$  e
    quantidade  $Q^o$ 
21   fim se
22 senão
23   A market order de compra se torna uma limit order no Book de Compras com preço  $P^o$  e
    quantidade  $Q^o$ 
24 fim se

```

Algoritmo 1: Procedimento de negociação de uma ordem de compra

Entrada: *Market order* de venda do agente para Q^o ações ao preço mínimo P^o

```

1 se Há ordens de compra no Book (limit orders) com preço  $P^b \geq P^o$  então
2    $n \leftarrow$  Número de ordens de compra no Book de Compras com preço  $P^b \geq P^o$ 
3    $i \leftarrow 0$ 
4   enquanto  $(i < n)$  e  $(Q^o > 0)$  faça
5      $i \leftarrow i + 1$ 
6     Seleciona a  $i$ -ésima ordem com maior preço  $(P_i^b; Q_i^b)$ 
7     se  $Q_i^b \leq Q^o$  então
8        $Q^o \leftarrow (Q^o - Q_i^b)$ 
9        $Q_i^b \leftarrow 0$ 
10      A  $i$ -ésima limit order do Book de Compras está completa e é finalizada
11      A market order de venda é atualizada
12     senão
13        $Q_i^b \leftarrow (Q_i^b - Q^o)$ 
14        $Q^o \leftarrow 0$ 
15       A market order de venda está completa e é finalizada
16       A  $i$ -ésima limit order do Book de Compras é atualizada
17     fim se
18   fim enqto
19   se  $Q^o > 0$  então
20     A market order de venda se torna uma limit order no Book de Vendas com preço  $P^o$  e
    quantidade  $Q^o$ 
21   fim se
22 senão
23   A market order de venda se torna uma limit order no Book de Vendas com preço  $P^o$  e
    quantidade  $Q^o$ 
24 fim se

```

Algoritmo 2: Procedimento de negociação de uma ordem de venda

instância (R#2) é responsável pela interface com o usuário externo, permitindo realizar todas as interações necessárias com o Mercado. Mas como fazer com que as instâncias R#1 e R#2 troquem informações? A conexão entre as duas instâncias é realizada por meio de um banco de dados comum, a partir do qual as duas instâncias tem acesso. Com isso, uma ordem de venda realizada pelo usuário externo na instância R#2 pode ser injetada no banco de dados e, então, capturada pela instância R#1, que é a responsável pela simulação do mercado artificial. Da mesma forma, a série de preços formada pelo mercado artificial, o *book* e outras informações podem ser injetadas neste banco de dados pela instância R#1 e acessadas pelo usuário externo a partir da instância R#2.

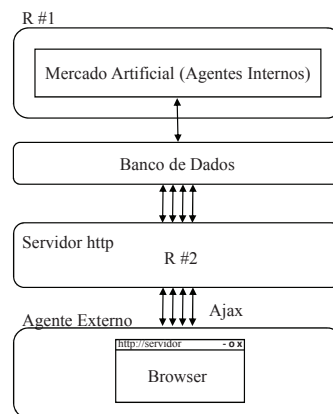


Figura 6 – Estrutura básica do funcionamento do simulador

Fonte: O autor.

Determinar a forma de implementar, no R, a estrutura de acesso proposta na [Figura 6](#), especificando as formas de acesso local e *on-line* do simulador, incluídos aí o banco de dados, o servidor HTTP e a interface com o usuário, serão os assuntos tratados no Capítulo 6.

4.4 A relação entre tempo real e tempo virtual: viabilizando a interação de agentes externos

O Mercado Artificial é simulado em tempo discreto, ou seja, em passos de tempo. A definição do significado de um passo de tempo é arbitrária e adotamos como 1 dia de negociação. A cada dia, por convenção, cada agente poderá emitir no máximo um tipo de ordem por ação. Supondo um mercado com 100 agentes como o proposto por [Raberto et al. \(2001\)](#), o tempo necessário para processar 1 dia de negociação é da ordem de décimos de segundos. Suponha, por hipótese, que 1 passo de tempo consuma 0,1 segundos de processamento, e que o usuário deseje simular 10 anos de negociação no mercado artificial. Com isso, 2520 passos de tempo seriam necessários¹, e a simulação terminaria em apenas 4 minutos e 12 segundos. O simulador não pode ser executado em velocidade tão alta, pois não permite ao usuário externo avaliar o andamento do mercado e tomar as decisões de compra e venda de ações. Ao mesmo tempo, é necessário criar

¹ O número 252 é considerado o número típico de dias de negociação em um ano.

oportunidades para que as ordens deste usuário externo sejam injetadas no simulador. Assim, construímos uma relação entre o tempo real e o tempo virtual.

Um exemplo dessa mecânica é apresentada na [Figura 7](#). O horário virtual de negociação de cada dia é das 10h às 17h, e a simulação virtual começa, por exemplo, no dia 2015-03-01 (formato ANO-MÊS-DIA). Ao início deste dia (passo de tempo) os agentes internos emitem ordens aleatoriamente geradas entre 10h e 17h. A partir daí temos os subpassos de tempo, que neste exemplo são 7 (1 hora virtual a cada subpasso), com duração de 60 segundos cada. No início do subpasso 1, o dia e hora real do computador era 2014-08-03 14:01:00 (chamado “antes real”), e o dia e hora virtual do sistema 2015-03-01 10:00:00 (chamado “antes virtual”). Neste momento o mercado artificial entra em modo de espera (comando `Sys.sleep(60)` no R), ou seja, interrompe-se a execução do código por 60 segundos. Durante este período, suponha que o usuário externo emitiu ordens, através de outra instância do R, às 14:01:01, 14:01:30 e 14:01:59 no horário real do computador (dia 2014-08-03), que foram injetadas no banco de dados. Ao retomar a execução do código do mercado artificial, registra-se a hora atual do sistema (“agora real”, neste caso 14:02:00) e o dia/hora virtual da simulação (“agora virtual”, neste caso 2015-03-01 11:00:00). O código do mercado artificial então captura as ordens externas, convertendo os horários reais em que foram emitidas as ordens para horários virtuais, respeitando a relação entre tempo real e virtual decorridos. Como exemplo, a ordem que foi emitida às 14:01:01 corresponde à uma ordem, em tempo virtual, emitida às 10:01:00 (a relação, neste caso, é de 1 segundo real para 1 minuto virtual). Após a captura e conversão, o mercado artificial processa as ordens que tenham sido emitidas entre 2015-03-01 10:00:00 e 2015-03-01 11:00:00 por todos os agentes (internos e externos). Por fim, os “antes” real e virtual são atualizados, e um novo subpasso de tempo é iniciado, com nova suspensão da execução do mercado artificial por mais 60 segundos.

Com este mecanismo podemos modificar a relação entre tempo real e virtual do simulador ao alterar o número de subpassos de tempo e a duração de cada subpasso. Para que o tempo real e virtual se aproximem, o produto entre o número de subpassos e a duração de cada subpasso deve ser próxima do tempo de cada dia de negociação (7 horas = 25200 segundos), sendo que quanto mais subpassos, mais interativo será para o usuário. Observe que, caso sejam adotados 25200 subpassos de tempo, e cada subpasso com duração de 1 segundo, o tempo real de simulação pode ser superior às 7 horas, visto que após o período de suspensão do código (de 1 segundo), as operações de captura, conversão e processamento das ordens devem ser executadas (o que consome tempo computacional além do 1 segundo estabelecido como subpasso).

4.5 Considerações finais

Apesar do viés educacional para o simulador proposto, temos também como objetivo que ele possua utilidade para pesquisadores. Nesse sentido, o mercado artificial pode ser utilizado independentemente para estudo da frequência de ocorrência dos fatos estilizados, determinadas suas configurações. Ao realizar esse tipo de análise, torna-se irrelevante a interação dos agentes internos com os agentes externos, pois o importante é analisar os resultados de diversas simulações em longos períodos de tempo. Por isso é desejável que o mercado artificial possa ser utilizado de forma independente da forma interativa.

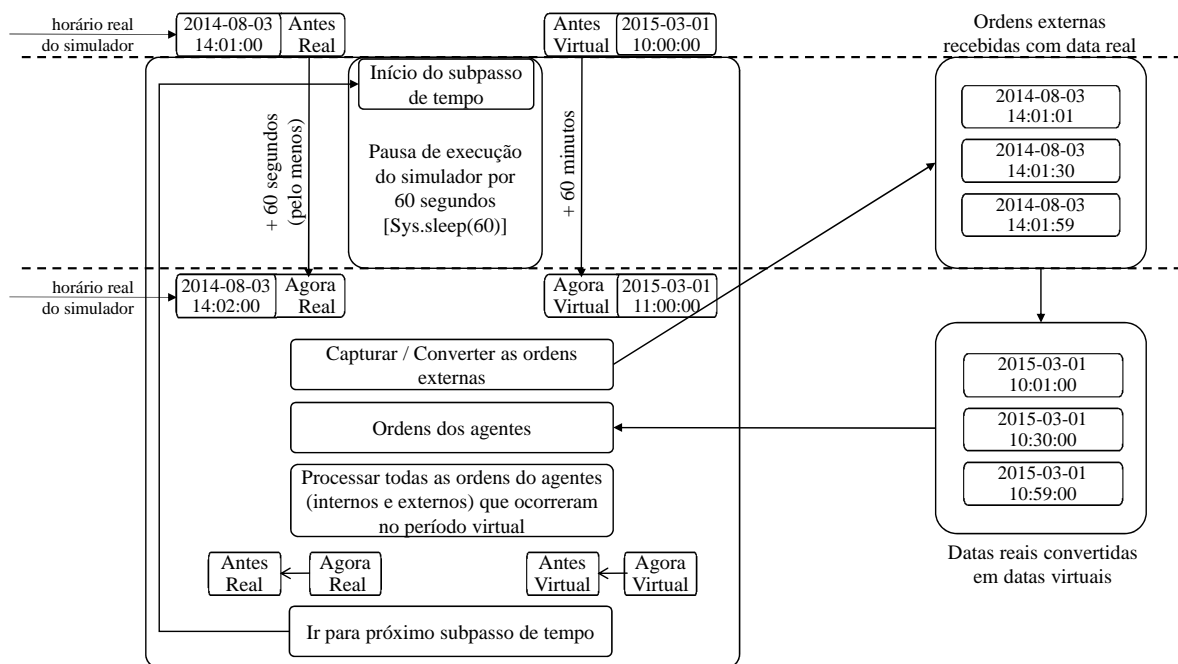


Figura 7 – Ilustração do funcionamento das datas reais e virtuais no subpasso.

Fonte: O autor.

Dentre as partes que compõem o simulador, o mercado artificial é indiscutivelmente a mais importante, já que ele é responsável por gerir as negociações entre os agentes e pode ser considerado o “coração” do simulador. A interface de acesso existe com o único propósito de possibilitar a interação de um agente externo com o mercado artificial.

Portanto torna-se necessária uma análise mais profunda do funcionamento do mercado artificial, de modo a determinar uma configuração padrão que atenda aos requisitos propostos, referentes ao funcionamento adequado do mercado e à ocorrência de fatos estilizados. Para tanto devemos determinar uma metodologia para a avaliação do mercado artificial que nos permita comparar diferentes configurações e selecionar a melhor, assim como realizar uma análise de sensibilidade dos parâmetros de entrada do modelo (e.g. número de agentes, probabilidade de compra, etc) para determinar a melhor configuração. O Capítulo 5 é dedicado à análise do Mercado Artificial proposto.

5 Análise do Mercado Artificial

Neste capítulo é realizada a análise do mercado artificial do simulador proposto. Inicialmente é feita a descrição da configuração básica do mercado artificial. Em seguida, definimos o método de avaliação da qualidade do mercado artificial utilizando como parâmetro de comparação a ocorrência de fatos estilizados em séries de preços de ações da Bolsa de Valores de Nova Iorque (NYSE). Posteriormente realizamos uma avaliação do desempenho da configuração básica e definimos novas configurações com o objetivo de melhorar o funcionamento do mercado. Por fim, fazemos uma análise de sensibilidade em alguns parâmetros de entrada do mercado no intuito de entender melhor o seu funcionamento.

5.1 Configuração base do mercado artificial

O simulador foi projetado para ser utilizado tanto como ferramenta para o aprendizado quanto para pesquisas exploratórias. Para o primeiro caso, não é interessante para um usuário comum ter que alterar as configurações do mercado artificial até encontrar um conjunto de parâmetros que atenda a finalidade desejada. Neste caso o mais adequado seria fornecermos uma configuração padrão pra ser utilizada e que garanta o funcionamento correto do mercado, i.e. negociações ocorrendo diariamente e com liquidez, e que apresente a ocorrência de fatos estilizados. Os principais parâmetros aqui utilizados foram parcialmente baseados no trabalho de [Raberto et al. \(2001\)](#).

A quantidade de agentes internos definida para o sistema é de 100, valor escolhido por apresentar resultados consistentes na pesquisa de [Raberto et al. \(2001\)](#). Este autor indicou em seu trabalho que uma quantidade maior de agentes pode reduzir a ocorrência dos fatos estilizados nas séries de preço, o que será verificado mais a frente neste trabalho.

A janela de volatilidade de cada agente é uma característica importante do mercado artificial, pois está relacionada à especificação de preço de cada agente nas ordens de compra ou venda. Ao invés de utilizar um mesmo valor para a janela de volatilidade de todos os agentes (20 dias no trabalho de [Raberto et al. \(2001\)](#)), estabelecemos que cada agente possui sua própria janela temporal para determinação da volatilidade. A janela de volatilidade de cada agente é definida aleatoriamente, no início da simulação, como um valor equiprovável entre 5 e 21 dias, que correspondem a um período de 1 semana e 1 mês em dias úteis, respectivamente. Estes valores foram escolhidos por serem tipicamente utilizados na aplicação de análises técnicas (e.g. Média Móvel).

O capital por agente no sistema foi definido como R\$50.000,00, tal qual ocorre em [Raberto et al. \(2001\)](#), resultando em um capital total no mercado igual a R\$5.000.000,00, com a diferença que ao invés de distribuir o capital igualmente entre todos os agentes, ele é distribuído seguindo a Lei de Zipf ([MATASSINI; FRANCI, 2001](#)) com 3 níveis de riqueza. O nível mais rico é composto por 4% da população (4 agentes) que detém 64% do capital total do sistema (R\$3.200.000,00

no total, em média cada agente com R\$800.000,00), o segundo nível é composto por 32% da população (32 agentes) que detém 32% do capital do sistema (R\$1.600.000 no total, em média cada agente com R\$50.000,00) e o último nível é composto por 64% da população (64 agentes) que detém 4% do capital (R\$200.000,00 no total, em média cada agente com R\$3.125,00). [LiCalzi e Pellizzari \(2003\)](#) afirmam que uma das vantagens de distribuir o capital inicial seguindo a Lei de Zipf é que riquezas iniciais desiguais tendem a aumentar o volume de negociações e a ocorrência de caudas pesadas.

No mercado artificial são negociadas duas ações ([Raberto et al. \(2001\)](#) utiliza apenas uma ação em seu trabalho). A quantidade total de ações no sistema é proporcional à quantidade de agentes: a quantidade da primeira ação (AC1) é igual a 100 vezes o número de agentes internos, enquanto que a da ação 2 (AC2) é igual a 500 vezes o número de agentes, i.e. 10.000 AC1 e 50.000 AC2. Diferente do realizado em [Raberto et al. \(2001\)](#), em que todos os agentes iniciam a simulação com a mesma quantidade de ações, na configuração proposta as ações são distribuídas aleatoriamente entre os agentes (segundo uma distribuição uniforme).

Definimos os preços iniciais das ações como a razão entre a metade do capital total do sistema (R\$2.500.000,00) e as quantidades totais da Ação 1 (10.000) e da Ação 2 (50.000), resultando em um preço inicial de R\$250,00 para AC1 e R\$50,00 para AC2. Por se tratar de um sistema fechado com recursos finitos, i.e. o capital total e a quantidade de ações do sistema são fixos, espera-se que o processo de formação de preços apresente um comportamento de reversão à média, tal qual exposto por [Raberto et al. \(2001\)](#). Quando as probabilidades de compra e venda são iguais, os valores aqui utilizados são os valores esperados da reversão.

No início da simulação, i.e. no primeiro dia de funcionamento do mercado artificial, devem ser definidas as volatilidades iniciais das duas ações para viabilizar o cálculo dos preços de referência pelos agentes. [Raberto et al. \(2001\)](#) não especifica estes valores, ficando a nosso cargo esta definição. Estabelecemos como valores para as volatilidades iniciais de 2% para AC1 e 1% para AC2 (ao dia). Decidimos por uma volatilidade inicial maior para AC1 devido ao seu preço inicial ser maior que o da AC2. Todavia, esses valores iniciais devem ser analisados para entender “se há” e “qual é” o impacto no comportamento do mercado artificial.

Essas configurações de distribuição inicial de capital e ações foram escolhidas por três motivos: causar desequilíbrios no sistema que incitem a realização de negociações; aleatorizar o estado inicial do sistema de modo que o início duas simulações nunca sejam iguais; e representar situações verossímeis na qual existem empresas e conglomerados com muito capital negociando com pessoas físicas com menos capital. O sistema não permite a entrada e a saída de agentes, implicando que o capital e ações se mantêm constantes ao longo do tempo.

Em relação a outros parâmetros de entrada do modelo, definimos a probabilidade de compra dos agentes internos, P_c , igual a 50%, tal qual [Raberto et al. \(2001\)](#), resultando em uma probabilidade de venda ($P_v = 1 - P_c$) também de 50%. A quantidade de agentes ativos à cada passo de tempo foi definido como 100%, i.e. todos os agentes emitem ordens de compra ou de venda todos os dias.

Os parâmetros μ e k , utilizados no cálculo do preço de referência de cada agente, foram

determinados como 1,01 e 1, respectivamente. A redução do valor de k de 3,5 para 1 (em relação ao proposto por Raberto et al. (2001)) se deve às mudanças causadas no mercado artificial pelo uso do *Order-driven Market* como mecanismo de formação de preço. Ao fazer uso da *Clearing House*, Raberto et al. (2001) define como preço de referência do dia aquele que maximiza a quantidade de negócios. Assim, as ordens com preços mais extremos possuem uma chance reduzida de se tornar este preço. Entretanto, os autores devem garantir que haja uma flutuação razoável nos preços das ordens de cada agente a cada dia. O mecanismo utilizado por Raberto et al. (2001) foi multiplicar a volatilidade observada por cada agente um fator $k > 1$ (3,5), já que desse modo ele aumenta a amplitude dos preços das ordens que possam vir a ser negociadas. Em contrapartida, a utilização do *Order-driven Market* naturalmente favorece à flutuação do preço de referência, já que o último preço negociado no dia (preço de fechamento) será o preço considerado na série para os cálculos de volatilidade, o que resulta em uma volatilidade maior que aquela observada por Raberto et al. (2001).

A Tabela 11 apresenta a Configuração Padrão 1 (CP1) proposta para o mercado artificial.

Tabela 11 – Tabela da Configuração Padrão 1 (CP1) proposta para o Mercado Artificial.

Parâmetro	Consideração / Valor
Número de Agentes	100
Janela de Volatilidade por agente (dias)	U{5;21}
Capital per capta	R\$ 50.000,00
Distribuição do capital por agente	Lei de Zipf
Número de ações	2 (AC1 e AC2)
Quantidade de ações per capta	100 (AC1) e 500 (AC2)
Distribuição das ações por agente	Aleatória segundo uma distribuição Uniforme
Preço inicial das ações	R\$250 (AC1) e R\$50 (AC2)
Volatilidade inicial das ações (σ_{ini})	2% (AC1) e 1% (AC2)
Probabilidade de compra (P_c)	50%
Fração de agentes ativos	100%
Distribuição utilizada na determinação do preço da ordem do agente	$N(\mu = 1,01; k\sigma^2)$, $k = 1$

Fonte: O autor.

5.2 A Qualidade do Simulador

Durante a implementação do mercado artificial surgiu uma questão importante: quais devem ser os parâmetros de entrada para que o mercado atinja os objetivos do trabalho? Ao tentar responder esta questão, outras dúvidas surgem: i) como definir se uma configuração é adequada; ii) quais os pontos que devem ser avaliados para comparar diferentes configurações e que permitam decidir a melhor; iii) será que o mercado está funcionando corretamente, i.e., os agentes estão negociando as ações diariamente com preços verossímeis? Para resolver esta última questão podem ser feitas análises dos preços de fechamento do mercado e do volume de ações negociado. Entretanto, para as demais isso não é suficiente. Buscamos então na literatura o que é geralmente utilizado para avaliar a qualidade de um mercado artificial.

Grande parte dos trabalhos existentes nessa área avalia a qualidade do modelo através

da presença de fatos estilizados de duas maneiras: a verificação de ocorrência através de testes estatísticos, e.g. [Raberto et al. \(2001\)](#), ou verificação qualitativa, e.g. [Maslov \(2000\)](#). As duas formas de avaliação possuem limitações, enquanto a primeira verifica de forma binária a ocorrência de fatos sem se preocupar com a sua frequência, a segunda se baseia em fundamentos subjetivos para a avaliação do modelo, e.g. visualização do gráfico dos retornos diários. Decidimos utilizar uma metodologia própria para a avaliação do mercado artificial, comparando-o com os mercados reais, o que acreditamos ser mais adequado.

5.2.1 Metodologia Proposta

A metodologia utilizada para avaliar a qualidade do simulador é baseada nos trabalhos de [Scarp, Ferreira e Trindade \(2014\)](#) e [Trindade, Ferreira e Scarp \(2014\)](#). O primeiro passo é determinar qual o padrão com o qual os resultados gerados pelo mercado artificial serão comparados. Optou-se por utilizar as cotações históricas de ações negociadas na NYSE, por se tratar da maior bolsa de valores do mundo, que responde por um mercado maduro em relação ao investimento em ações, e por apresentar um grande número de empresas negociadas. Com isso, séries de preços de ações da NYSE foram coletadas a partir do [Yahoo Finance \(2014\)](#) com funções do pacote “quantmod” no *Software R*. Apesar de possuir mais de 2600 ações da NYSE em seu banco de dados, apenas aquelas que se adequassem aos seguintes critérios foram consideradas:

- a) A série de preço não possui nenhum valor nulo;
- b) Existência de dados disponíveis em todo o período analisado (01/2004-12/2013 - 10 anos);
- c) Ao menos 95% dos dias devem possuir negócios;
- d) Inexistência de variações diárias no preço superiores a 25%.

As restrições *a* e *b* têm o intuito de eliminar séries de preço que possuam informações incompletas ou insuficientes no histórico do banco de dados; a restrição *c* visa retirar as ações que possuem pouca liquidez; a restrição *d* tem como objetivo retirar as ações com provável problema na base de dados ou flutuação atípica do preço.

Utilizou-se o preço de fechamento ajustado das séries de preço de ações, já que ele leva em consideração eventos que modificam o preço de fechamento das ações (e.g. *splits*, *implits*, distribuição de dividendos no período analisado). *Split* consiste na multiplicação por n do número de ações em posse dos acionistas, com a consequente divisão por n na cotação da ação, visando reduzir o preço de uma ação que esteja muito cara, tornando-a mais líquida (as ações são negociadas em lotes de 100 no mercado normal). *Implit* significa dividir por n o número de ações em posse dos acionistas, com a consequente multiplicação por n no preço da ação, aumentando o preço de ações que estejam muito baratas (i.e. uma ação cujo preço esteja em R\$0,01 apresentaria uma grande flutuação se for negociada por R\$0,02). Nesta circunstância a empresa pode optar por realizar um *implit*, reduzindo o impacto desta variação no preço e aumentando a liquidez da ação. Já a distribuição de dividendos corresponde em transformar em dinheiro parte do valor da companhia, o que implica na correspondente redução na cotação da ação. Estas variações de

preço na ação contaminariam a análise da série de preço de fechamento, e por isso utiliza-se a série de preço de fechamento ajustado para estes eventos.

Após aplicar esse filtro, chegou-se à uma lista com 970 ações validadas¹ que atendem às restrições e das quais foram armazenadas as séries de preço de fechamento ajustados e os volumes de negociação diários dentro do período estabelecido (10 anos), bem como foram calculados os retornos logarítmicos diários r_t de acordo com a Equação 5.1, o que é efetivamente testado nos fatos estilizados.

$$r_t = \log P_t^x - \log P_{t-1}^x \quad (5.1)$$

De posse dos retornos logarítmicos diários e dos volumes de negociação diários, podem ser realizados os testes dos fatos estilizados desejados, ao nível de significância de 5%, que são:

- **Caudas pesadas (FE1).** O fato é verificado através do teste de Anscombe-Glynn (ANS-COMBE; GLYNN, 1983) descrito na subseção 3.4.1 para análise da hipótese de normalidade da série temporal de retornos na qual a curtose deve ser igual a 3; enquanto valores cada vez maiores que 3 indicam caudas cada vez mais pesadas. Para realizar esse teste é utilizada a função “anscombe.test” presente no pacote “moments” no *software* R.
- **Agrupamento de volatilidade (FE2).** O fato é verificado com o teste estatístico de Ljung-Box (LJUNG; BOX, 1978) descrito na subseção 3.4.2 para examinar a hipótese nula de independência na série temporal de retornos a partir da função “Box.test”, encontrada no pacote básico do *software* R chamado “stats”. Um dos parâmetros de entrada da função é o *lag*, que determina o período no qual será analisado a independência. Danielsson (2011) recomenda que a janela de tempo varie até cerca de 20 dias, que representa aproximadamente um mês de negociação, neste trabalho foi utilizado um *lag* igual a 21 dias, que corresponde a 1 mês em nossa convenção.
- **Correlação entre volume e volatilidade (FE3).** O fato é verificado através do teste de correlação entre volume e volatilidade de acordo com o descrito na subseção 3.4.3 utilizando a função “cor.test” presente no pacote básico do R “stats”. Dentre os três métodos de avaliação disponibilizados pela função para determinar a associação entre as amostras (coeficiente de correlação de Pearson, estatística *tau* de Kendall e estatística *rho* de Spearman) foi escolhido o primeiro, o método de Pearson.

Porém, uma nova questão emerge: devemos verificar a existência dos fatos estilizados nas séries de 10 anos e simplesmente calcular a frequência de ocorrência, considerando esta frequência como o nosso padrão? Séries tão longas provavelmente incluem eventos com grandes flutuações no preço das ações (no período considerado, podemos citar a crise financeira de 2008), o que favoreceriam a observação de fatos estilizados. Os artigos estudados não determinam qual o tamanho da série que deveria ser utilizada para verificar a ocorrência dos fatos.

¹ A lista com os códigos das 970 ações utilizadas estão disponíveis para download em: <https://s3-sa-east-1.amazonaws.com/research.files/enegep.2014/paper1/nyse20042013.zip>.

Visando reduzir o impacto destes grandes eventos, ou mesmo de flutuações pontuais nos negócios de algumas empresas que se reflitam nos preços das ações, adotamos o seguinte procedimento:

1. 500 amostras com um tamanho específico de dias de negociação foram retiradas de cada série de preços de ação disponível (e.g. considerando 63 dias - 3 meses, o dia inicial era amostrado entre os dias disponíveis e viáveis na série, e então as 63 cotações - incluído o dia amostrado - tornam-se a amostra obtida);
2. para cada amostra, os fatos estilizados foram testados (ao nível de significância de 5%), resultando em “presença” ou “ausência” do fato na série amostrada;
3. ao final das 500 amostras, registra-se a frequência relativa, nestas amostras, da ocorrência dos fatos estilizados para a ação específica, no intervalo de tempo considerado;

Foram considerados intervalos de 63, 126, 252, 504, 756 e 1260 dias, que correspondem a 3 e 6 meses, 1, 2, 3 e 5 anos respectivamente, considerando que 1 mês tem 21 dias. Com isso, para cada uma das 970 ações estudadas possuímos a frequência de ocorrência de cada fato estilizado obtida por amostragem. Por fim, duas métricas de comparação para o Mercado Artificial proposto podem ser consideradas:

- A média das frequências de ocorrência (obtidas por amostragem), nas 970 ações consideradas - média das médias;
- O percentil 5% das frequências de ocorrência (obtidas por amostragem), nas 970 ações consideradas - percentil 5% das médias;

A [Figura 8](#) mostra os resultados obtidos para as 970 ações analisadas. A partir do gráfico notamos nitidamente uma tendência de aumento na frequência dos fatos à medida que o período analisado aumenta, tanto para a média quanto para o percentil de 5%. Esse resultado era esperado já que quanto maior o período avaliado maiores são as chances dele englobar um intervalo de tempo no qual tenham ocorrido grandes variações nos preços e volumes e que influenciem positivamente a ocorrência de fatos estilizados. A média para os fatos FE1 (caudas pesadas), FE2 (agrupamento de volatilidade) e FE3 (correlação entre volume e volatilidade) atingem praticamente 100% para séries de 5 anos. O percentil 5% também atinge praticamente 100% para os dois primeiros fatos, e cerca de 70% para o terceiro fato em 5 anos.

Mas qual dos dois critérios utilizar, a média ou o percentil 5%? Para tanto decidimos testar os resultados observados com 970 séries artificialmente geradas a partir do Movimento Browniano Geométrico (MBG), que reconhecidamente não apresentam fatos estilizados, bem como séries MBG contaminadas com flutuações atípicas no preço e no volume. A comparação entre os dois critérios nestas condições são apresentados na subseção a seguir.

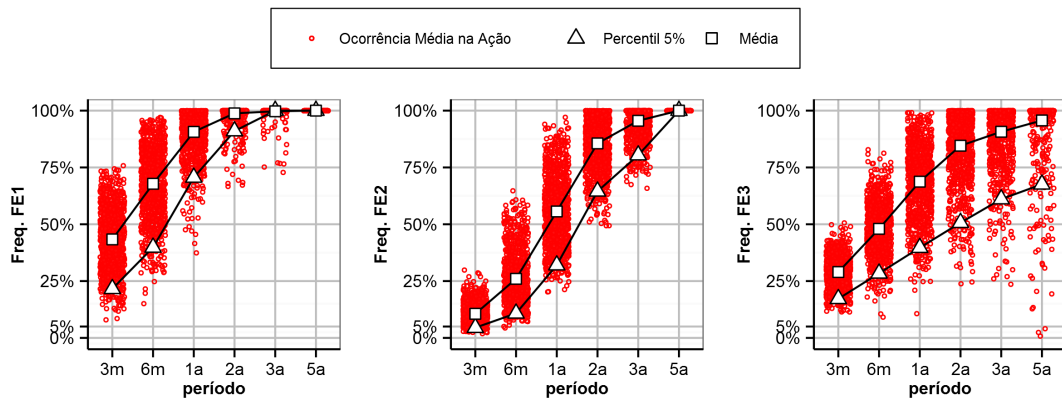


Figura 8 – Frequência de ocorrência de Fatos Estilizados em 970 séries de preço de ações da NYSE.

Fonte: O Autor.

5.2.2 Validação da Metodologia Proposta

Para realizar os testes com Movimento Browniano Geométrico foram geradas 970 séries de 2520 preços (dias), representando 10 anos, através da [Equação 5.2](#) (GLASSERMAN, 2004), onde $S(t)$ é o preço da ação no tempo t e $W(t)$ é um Movimento Browniano. Cada série teve os parâmetros μ e σ determinados aleatoriamente ($\mu \sim U[-0,20; 0,20]$ e $\sigma \sim U[0,05; 0,30]$). Como o MBG não produz séries de volumes de negócios das ações, os volumes diários foram amostrados a partir de distribuição normal, com média e variância igual a 100.000, ou seja, de forma completamente independente dos preços diários. Para cada combinação de série e período analisado (3 e 6 meses, 1, 2, 3 e 5 anos) foram retiradas 500 amostras e aplicada a metodologia proposta na subseção anterior. Os resultados aqui obtidos serão denominados “MGB puro”.

$$S(t) = S(0)\exp\left(\left[\mu - \frac{1}{2}\sigma^2\right]t + \sigma W(t)\right) \quad (5.2)$$

Para averiguar a robustez das métricas propostas, as séries MBG obtidas sofreram dois tipos de contaminações (ou perturbações). No primeiro caso, que chamaremos de “MBG C1”, a série MBG original teve um dia aleatoriamente escolhido entre os 2520 dias da série. Neste dia, o preço do dia foi artificialmente alterado em 5% (para mais ou para menos, de forma equiprovável) bem como houve uma alteração no volume negociado neste dia em 50% (para mais ou para menos, de forma equiprovável e independente da alteração ocorrida no preço). No segundo caso, que chamaremos “MBG C2”, a série MBG original sofreu uma alteração em um preço diário de 10% (para mais ou para menos, de forma equiprovável) assim como a alteração no volume negociado neste dia em 50% (para mais ou para menos, de forma equiprovável e independente da alteração ocorrida no preço).

A [Figura 9](#) apresenta a comparação dos resultados da frequência média de ocorrência de fatos estilizados na NYSE, apresentado na [Figura 8](#), com os resultados das frequências médias de ocorrência dos fatos estilizados para os 3 casos de MBG: i) as séries puras; ii) as séries com contaminação na cotação de um dia em 5% e volume em 50% (C1); iii) as séries com contaminação na cotação de um dia em 10% e volume em 50% (C2).

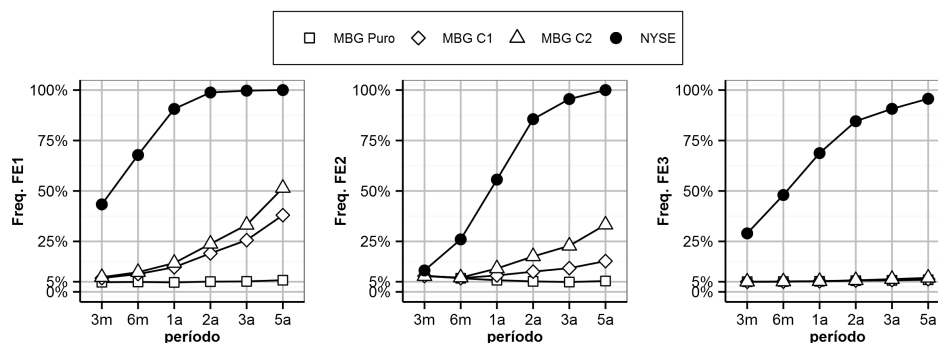


Figura 9 – Comparação da frequência média de ocorrência de fatos estilizados nas séries NYSE, “MBG puro” e com contaminação.

Fonte: O Autor.

Como esperado, a série “MBG puro” não apresentou ocorrência significativa em nenhum dos 3 fatos estilizados. Entretanto, para os fatos FE1 e FE2, as séries contaminadas apresentaram um aumento relevante na média de ocorrência de fatos, principalmente nos períodos mais longos. Isto ocorre porque o aumento do período considerado aumenta a probabilidade da contaminação estar na amostra. Mesmo assim, se utilizássemos a média da frequência observada no mundo real (NYSE) como padrão, nenhum modelo MBG - com ou sem contaminação - seria considerado adequado. Porém, se a frequência média fosse comparada diretamente com o nível de significância considerado (5%), os fatos FE1 e FE2 estariam presentes além deste valor para diversos períodos considerados. O FE3 não foi observado para nenhuma das séries contaminadas, já que não existia correlação entre os preços gerados e o volume negociado, bem como não havia entre o preço contaminado e o volume contaminado.

Já a Figura 10 apresenta a comparação do percentil de 5% da NYSE, proveniente da Figura 8, com as mesmas séries MBG.

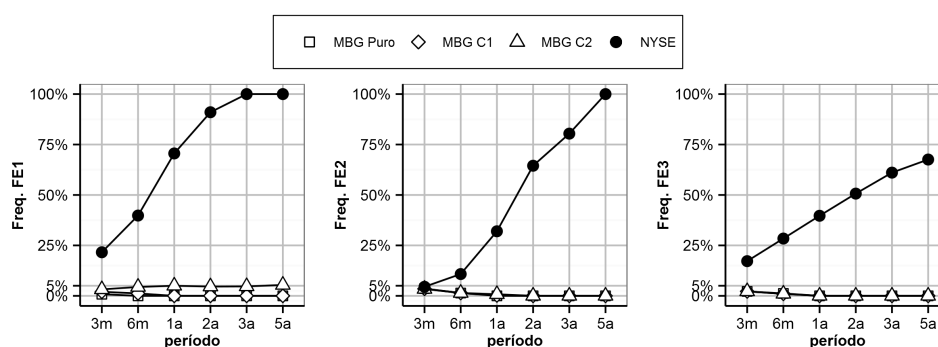


Figura 10 – Comparação do percentil de 5% de ocorrência de fatos estilizados nas séries NYSE, “MBG puro” e com contaminação.

Fonte: O Autor.

A principal diferença em comparação com a métrica anterior é que todos os 3 fatos estilizados não apresentam frequência de ocorrência significativa para nenhum dos modelos MBG, nem uma tendência de crescimento com o aumento do período analisado. Destes resultados tiram-se duas conclusões: a primeira é de que o “MBG puro”, de fato, não é um modelo adequado

para descrever o comportamento de uma série de preços de ações, por não apresentar os fatos estilizados típicos; e segundo, que a utilização do percentil de 5% se mostra uma alternativa mais robusta para avaliação de séries que possam sofrer flutuações pontuais no preço. Apesar disso, mostraremos os resultados observados no mercado artificial para as duas métricas.

5.3 Determinação da Configuração Padrão do Mercado

Nesta seção discutimos as configurações de mercado que foram analisadas no intuito de encontrar aquela que atenda ao principal requisito definido para este trabalho: o seu uso como ferramenta de ensino com a ocorrência dos fatos estilizados típicos de mercados reais. Para atender esse requisito, o mercado artificial precisa apresentar comportamentos compatíveis com os discutidos na literatura e os encontrados em mercados reais nas séries de preço e volatilidade das ações, assim como apresentar fatos estilizados com uma frequência igual ou melhor do que o encontrado na NYSE, como foi definido na [subseção 5.2.1](#).

5.3.1 Avaliação do Mercado Artificial na Configuração Padrão 1 (CP1)

Para analisar a Configuração Padrão proposta para o Mercado Artificial (CP1), foram geradas 1.000 séries de cotações com 2520 dias, para as duas ações do mercado, e em seguida aplicada a metodologia proposta na [subseção 5.2.1](#), obtendo-se os resultados tanto para a frequência média de ocorrência quanto para o percentil 5% dos fatos estilizados. As Figuras 11 e 12 mostram os resultados obtidos para as duas ações do mercado artificial.

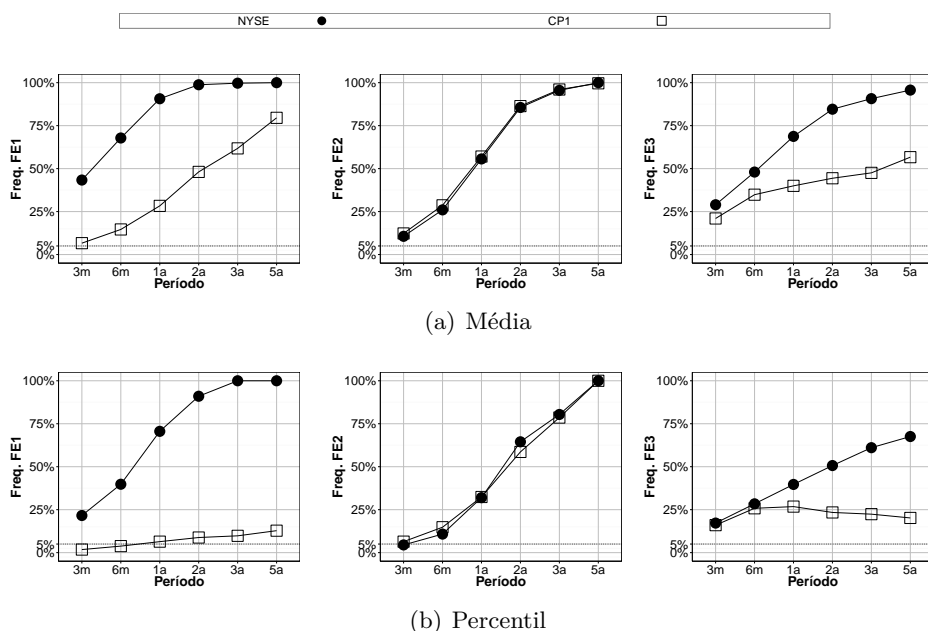


Figura 11 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP1 para a Ação 1 utilizando 1.000 replicações.

Fonte: O Autor.

A partir dos resultados, se considerarmos a média como parâmetro de comparação, apenas para o Fato Estilizado 2 (Agrupamento de Volatilidade) o desempenho das ações do

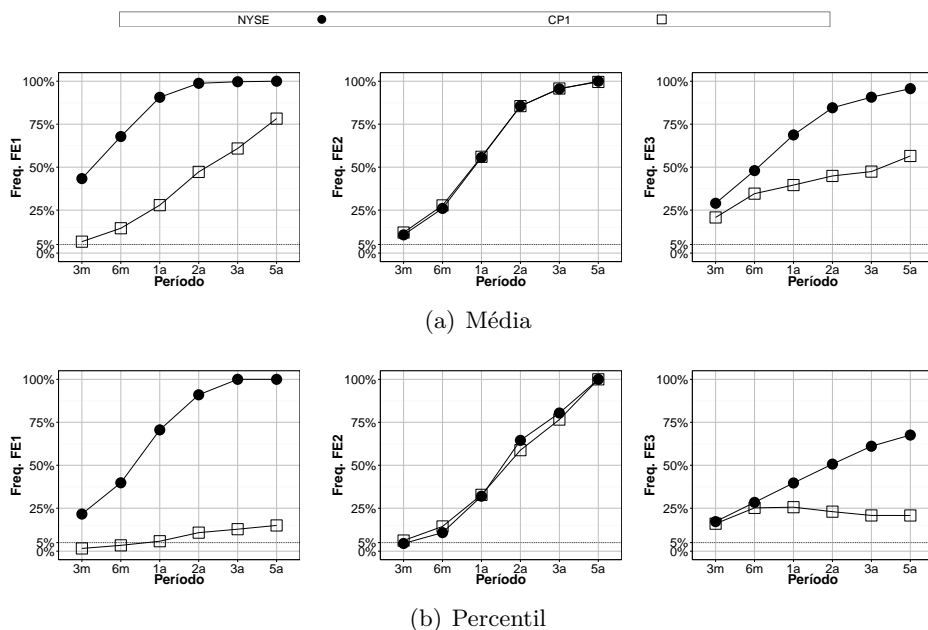


Figura 12 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP1 para a Ação 2 utilizando 1.000 replicações.

Fonte: O Autor.

Mercado Artificial acompanharam aquele verificado na NYSE. Os outros dois fatos, apesar de não ocorrerem na mesma frequência, apresentaram a tendência de crescimento com o aumento no tamanho da série considerada. Com relação ao Percentil 5%, o Fato Estilizado 2 também apresentou desempenho compatível com o observado na NYSE. Entretanto, para os Fatos 1 e 3, as ações do Mercado Artificial não acompanharam a tendência de crescimento que é observada na NYSE com o aumento do período considerado, ocorrendo até mesmo redução no percentil observado. Este resultado, de discrepância de tendência entre a média e o percentil 5% para dois dos fatos estilizados, nos levaram a estudar o comportamento das séries de preços geradas pelo Mercado Artificial.

A fim de obter um panorama geral do resultado das 1.000 simulações, calculamos a média de preços diária e os percentis 2,5% e 97,5% (consideradas as 1.000 simulações realizadas). Os resultados são apresentados na Figura 13. Apesar da média se manter próxima do valor inicial, tal como é esperado, no decorrer dos 10 anos, o preço médio apresenta uma leve tendência de crescimento. Ademais, os valores do percentil superior (97,5%) se mostram extremos ao final deste período, atingindo picos de R\$850,00 para a ação 1 e R\$200,00 para a ação 2, valores 240% e 300% maiores que os valores iniciais das respectivas ações. O percentil 2,5% também apresenta uma queda sistemática com o decorrer do tempo. A Figura 13 parece indicar que os preços não tendem a reverter para a média esperada, e sim o contrário, tendem a divergir dela.

Como dito por Raberto et al. (2001), em um sistema fechado sem entrada e saída de capital o preço das ações deve seguir um comportamento de reversão à média. Entretanto o fato da média da série de preços apresentar uma tendência de crescimento indica a possibilidade de que em algum tempo futuro o preço da ação cresça indiscriminadamente até o ponto em que ela deixe de ser negociada. Para verificar se os preços realmente estão sob um movimento de reversão

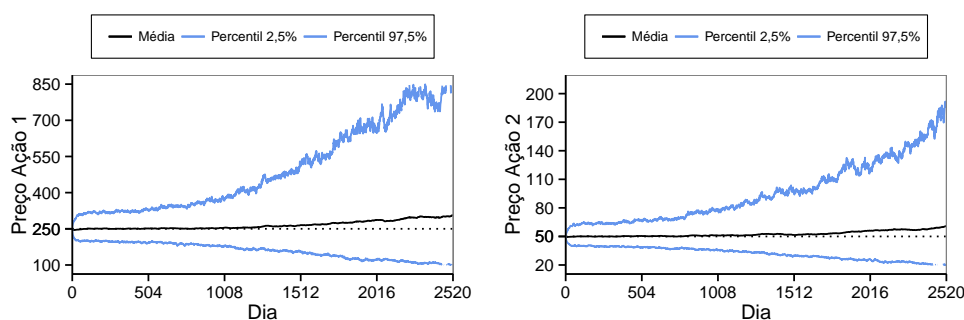


Figura 13 – Média e percentis 2,5% e 97,5% diários dos preços das Ações 1 e 2 em 1.000 simulações de 10 anos (2520 dias) na configuração CP1 mas com distribuição de capital inicial fixa (R\$50.000,00).

Fonte: O Autor.

à média aplicamos o Teste de Dickey-Fuller Aumentado apresentado na [subseção 3.3.5](#) com 13 *lags*. Os resultados apontaram que em 62,8% das séries de preço da Ação 1 (628 simulações) e 63,3% da Ação 2 (633 simulações) os preços apresentam comportamento estacionário, i.e. reverterem à média. Apesar desses valores serem altos, o esperado era que 100% das simulações apresentassem esse comportamento.

Para investigar este comportamento inesperado mais a fundo, realizamos 200 simulações para um período de 100 anos, mantidas as demais configurações (CP1). O objetivo aqui é verificar se, em um longo período de operação, há algum dia em que não ocorre negociação de quaisquer das ações. Isso seria um indício de que os preços atingiram patamares que não permitem mais a continuidade de operação do mercado artificial. O primeiro dia de cada simulação no qual uma das duas ações não é negociada, caso ocorra, foi registrado e deu origem à [Figura 14](#), que apresenta uma estimativa da probabilidade do mercado “estagnar” a cada ano, ou seja, a probabilidade de não ocorrer negócios com pelo menos uma das ações.

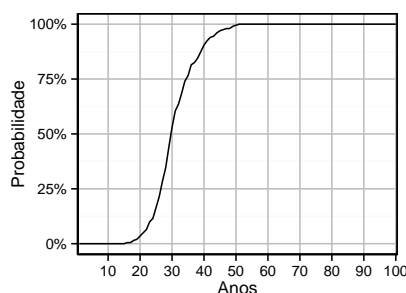


Figura 14 – Probabilidade do mercado estagnar à cada ano, em um período de 100 anos (25200 dias), com 200 simulações na configuração CP1.

Fonte: O Autor.

Descobrimos que esse acontecimento ocorre em razão de após muitos anos de simulação um único agente ser capaz de acumular grande parte do capital e ações do mercado. Na busca por uma alternativa para resolver este problema chegamos à hipótese de que esta anomalia pode estar relacionada com a distribuição de capital inicial seguindo a Lei de Zipf ([ZIPF, 1949](#)). De

acordo com esta forma de distribuir o capital, para um mercado com 100 agentes, 4 agentes iniciam a simulação com 64% do capital total do mercado, que representa R\$3.200.000,00 e pode estar favorecendo a ocorrência de estagnação do mercado. Para verificar esta hipótese, realizamos mais 200 simulações de um mercado com 100 agentes na configuração CP1, com exceção da distribuição do capital inicial, que foi alterada para a quantia fixa de R\$50.000,00 por agente. Novamente foi estimada a probabilidade de estagnação do mercado, com os resultados apresentados na [Figura 15](#).

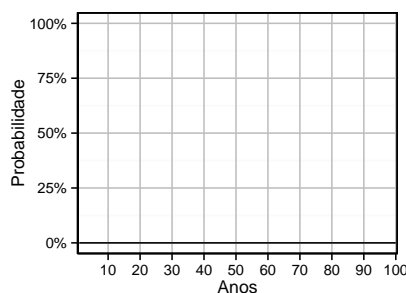


Figura 15 – Probabilidade do mercado estagnar à cada ano, em um período de 100 anos (25200 dias), com 200 simulações na configuração CP1, com distribuição de capital inicial fixa (R\$50.000,00).

Fonte: O Autor.

Os resultados mostram que a nossa hipótese estava correta, já que a probabilidade do mercado estagnar para a quantidade de 100 agentes foi igual a 0%. Chegamos a conclusão que a distribuição desbalanceada de capital inicial através da Lei de Zipf pode apresentar as vantagens já citadas na [seção 5.1](#) (i.e. favorecer a ocorrência dos fatos estilizados), entretanto não pode ser utilizada como nossa configuração padrão pois pode “quebrar” o mercado. A [Figura 16](#) apresenta o resumo das 200 séries de preços de fechamento do mercado artificial na configuração CP1 e com distribuição de capital fixa. Nela é possível observar que os preços estão oscilando em torno da média e os percentis 2,5% e 97,5% não apresentam tendência divergente com o passar do tempo, diferente do observado na [Figura 13](#).

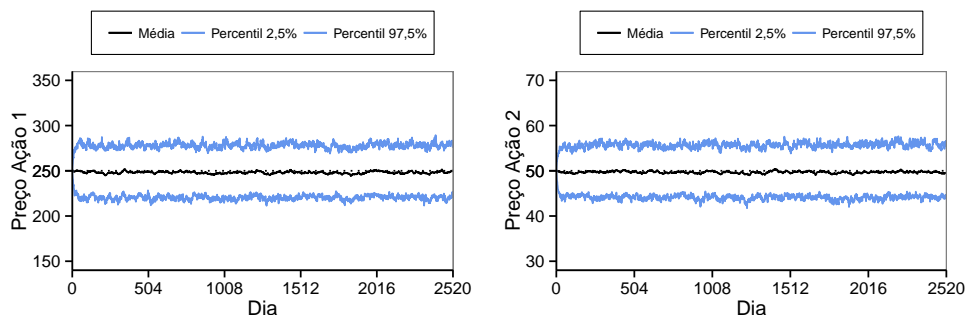


Figura 16 – Média e percentis 2,5% e 97,5% diários dos preços das Ações 1 e 2 em 1.000 simulações de 10 anos (2520 dias) na configuração CP1, com distribuição de capital inicial fixa (R\$50.000,00).

Fonte: O autor.

Para verificar se as séries de preços obtidas com configuração CP1 modificada realmente

revertem à média, o Teste de Dickey-Fuller Aumentado foi aplicado novamente nas 200 séries de preços das duas ações. Como já havia sido observado visualmente, os resultados dos testes de ambas as ações apresentaram um comportamento estacionário em 100% das simulações realizadas, o que, combinado com o resultado das simulações de longa duração (100 anos), justificam a alteração na configuração proposta para o Mercado Artificial, para a indicada na Tabela 12, que denominamos Configuração Padrão 2 (CP2).

Tabela 12 – Tabela da Configuração Padrão 2 (CP2) proposta para o Mercado Artificial.

Parâmetro	Consideração / Valor
Número de Agentes	100
Janela de Volatilidade por agente (dias)	U{5;21}
Capital per capta	R\$ 50.000,00
Distribuição do capital por agente	R\$ 50.000,00
Número de ações	2 (AC1 e AC2)
Quantidade de ações per capta	100 (AC1) e 500 (AC2)
Distribuição das ações por agente	Aleatória segundo uma distribuição Uniforme
Preço inicial das ações	R\$250 (AC1) e R\$50 (AC2)
Volatilidade inicial das ações (σ_{ini})	2% (AC1) e 1% (AC2)
Probabilidade de compra (P_c)	50%
Fração de agentes ativos	100%
Distribuição utilizada na determinação do preço da ordem do agente	$N(\mu = 1,01; k\sigma^2)$, $k = 1$

Fonte: O autor.

Resta verificar qual o impacto dessa mudança na frequência de ocorrência dos fatos estilizados, apresentados nas Figuras 17 e 18. Os resultados mostram que na Configuração Padrão 2 (CP2) a frequência média de ocorrência dos 3 fatos foi reduzida para as duas ações, assim como foi reduzido o percentil de 5% observado nos três casos, quando comparados aos fatos estilizados obtidos com a configuração CP1. Isso se deve à menor oscilação dos preços após a mudança na distribuição do capital inicial, reduzindo as flutuações observadas nos retornos das ações e, conseqüentemente, reduzindo a ocorrência dos fatos estilizados.

Fica claro que apesar de resolver os problemas de “quebra” do mercado a distribuição igualitária de capital inicial reduziu a frequência dos fatos estilizados, que já não se manifestavam nos níveis desejados na configuração CP1. A próxima subseção tratará da alteração em alguns parâmetros do mercado artificial na busca de reproduzir o padrão desejado (NYSE) para os fatos estilizados.

5.3.2 Avaliação do Mercado Artificial na Configuração Padrão 2 (CP2)

Decidimos alterar outros parâmetros do mercado artificial no intuito de determinar uma configuração que apresente um melhor padrão de ocorrência dos fatos estilizados. Dado o comportamento similar das duas ações do mercado, optamos por apresentar aqui somente os resultados dos fatos estilizados para uma das duas ações. Focamos os testes no número de agentes, na janela de volatilidade e no parâmetro k , cada alteração realizada independentemente, com todos os demais parâmetros mantidos iguais à configuração CP2. Os testes consistiram em: i) alterar o número de agentes para 200, ii) fixar a janela de volatilidade para todos os agentes em 20 dias e iii) alterar o valor k para 2.

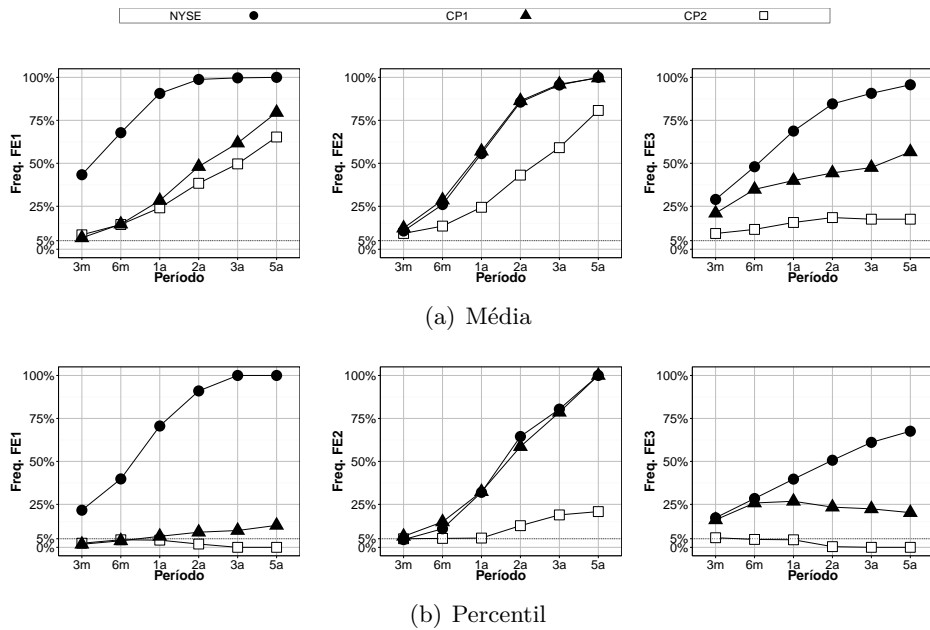


Figura 17 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP2 para a Ação 1 utilizando 200 replicações.

Fonte: O Autor.

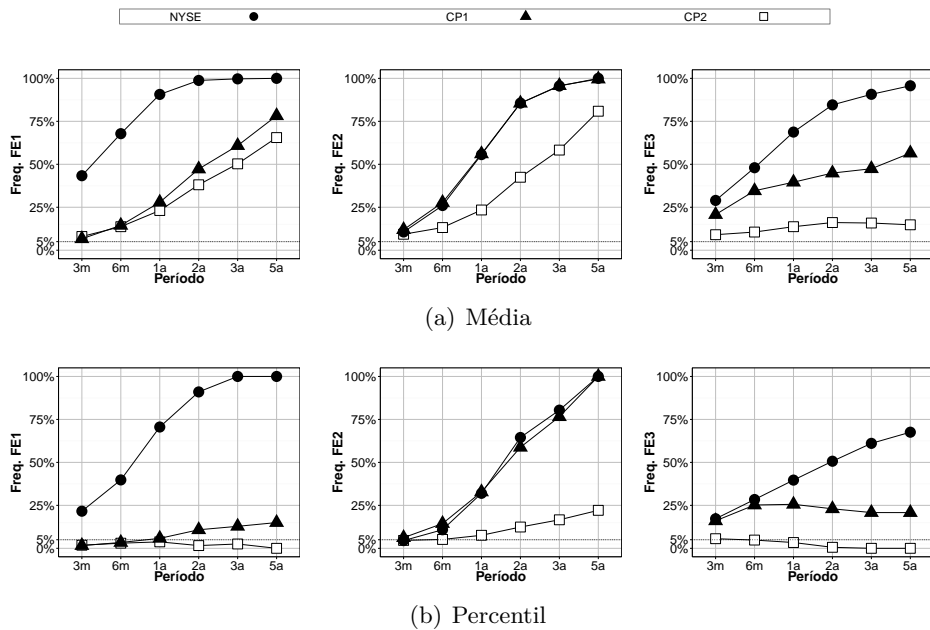


Figura 18 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP2 para a Ação 2 utilizando 200 replicações.

Fonte: O Autor.

Raberto et al. (2001) afirmam que o aumento do número de agentes em seu mercado artificial possui um impacto negativo na frequência de ocorrência dos fatos estilizados. A Figura 19 apresenta os resultados da frequência média e percentil 5% de fatos estilizados da Ação 2 para 200 simulações do modelo com a configuração CP2, alterando-se somente o número de agentes para 200 (CP2 - 200 Agentes). Ao comparar esse resultado com o da configuração CP2 percebemos que realmente há uma redução na frequência média, principalmente para FE1 e FE2, com uma discreta melhora no FE3. Na CP2, a frequência média de FE1 e FE2 atingem um máximo de aproximadamente 70% e 80%, respectivamente, enquanto que no modelo com 200 agentes nenhum dos 2 fatos estilizados atinge o valor de 50%. Logo, chegamos à conclusão que aumentar o número de agentes do mercado artificial não favorece, mantidos os demais parâmetros, o aumento na frequência de ocorrência de fatos estilizados, tal como observado por Raberto et al. (2001).

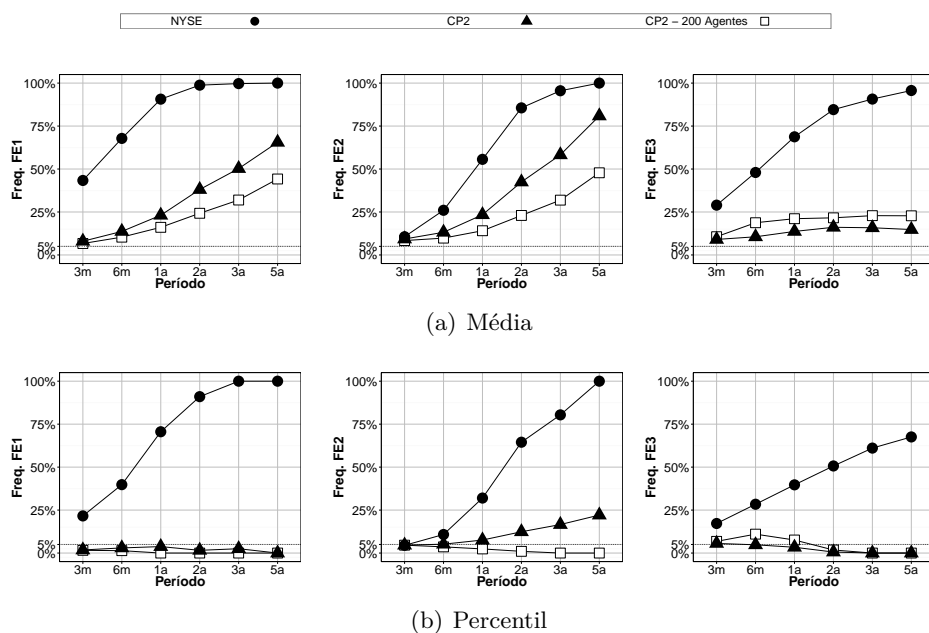


Figura 19 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP2 com 200 agentes, para a Ação 2, utilizando 200 replicações.

Fonte: O Autor.

O segundo teste consistiu em fixar a janela de volatilidade de todos os agentes para um período de 20 dias, tal como ocorre no trabalho de Raberto et al. (2001). A Figura 20 apresenta a frequência média e percentil 5% de ocorrência de fatos estilizados para a Ação 2 em 200 simulações com a configuração CP2, alterando somente a janela de volatilidade (CP2 - Jan. Vol.=20). Os resultados apresentados mostram que essa mudança foi prejudicial à formação de fatos estilizados. Nem a frequência média, que costuma apresentar valores superiores a 5% (e que na CP2 ultrapassa 20% para todos os fatos e atinge pico de mais de 75% no FE2), mal consegue ultrapassar o limite de 5% nesta configuração. Até o momento, esta foi a pior mudança realizada no modelo, indicando que a configuração atual de janelas de volatilidade individuais para os agentes possui um papel relevante no funcionamento do mercado e na geração de fatos estilizados.

O último teste alterou o valor do parâmetro k para 2 (CP2 - $k = 2$), mantendo todas as

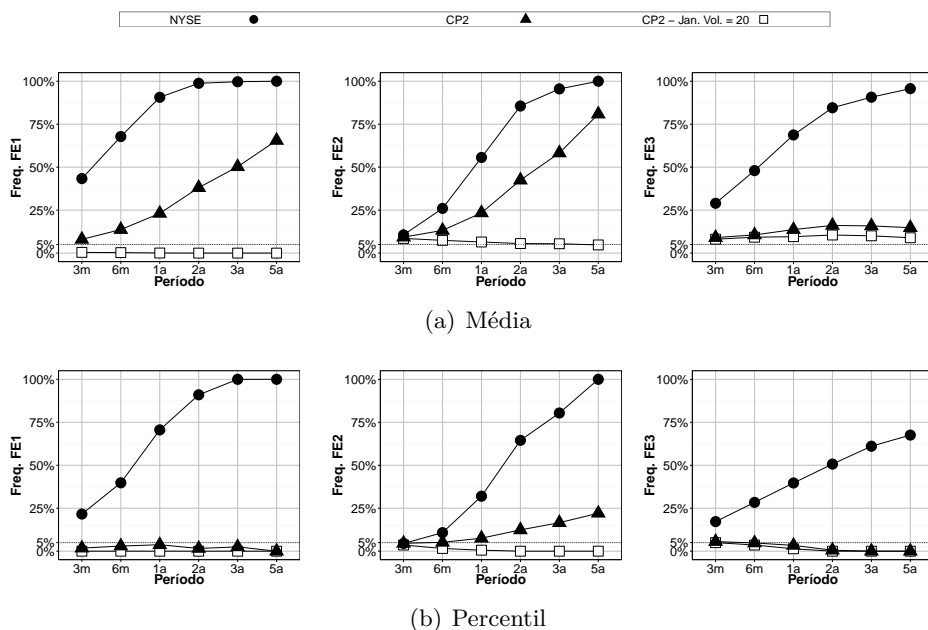


Figura 20 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP2 com janela de 20 dias, para a Ação 2, utilizando 200 replicações.

Fonte: O Autor.

outras definições da CP2. A Figura 21 mostra a frequência média e percentil de 5% de ocorrência de fatos estilizados em 200 simulações para a Ação 1 nesse teste.

Verificamos que essa mudança foi benéfica para a frequência de ocorrência de fatos estilizados, tanto a média quanto o percentil 5%. A frequência média de FE1 nesse teste atinge o máximo de 100% ao analisar um período de 5 anos, fato que não ocorre na CP2. O FE2 é o que mais se destaca por apresentar frequências superiores aos da NYSE em todos os períodos analisados, enquanto que a frequência média de FE3, apesar de não atingir valores iguais aos da NYSE, ultrapassa a faixa de 50% e mantém uma tendência de crescimento, comportamento que não ocorre na CP2.

Surpreendentemente, as comparações com o percentil 5% também se mostraram satisfatórias. Apesar de FE1 apresentar valores inferiores aos da NYSE, com exceção do período de 5 anos no qual atinge 100%, eles são próximos do desejado. Já o FE2 continua assumindo valores maiores que os apresentados pela NYSE em todos os períodos analisados, também atingindo 100% no período de 5 anos. O FE3, apesar de apresentar valores próximos aos valores de comparação nos 3 primeiros períodos analisados (3 e 6 meses e 1 ano), mostra uma tendência de queda nos últimos 3 períodos analisados (2, 3 e 5 anos), mas ainda assim maiores que aqueles encontrados na CP2, que não conseguem ultrapassar o limite de 5%.

Esse resultado positivo nos levou a indagar se aumentar ainda mais o parâmetro k poderia trazer mais benefícios para o modelo. Realizamos então um teste adicional com o valor de $k = 3,5$ (CP2 - $k = 3,5$), valor utilizado por Raberto et al. (2001). A Figura 22 apresenta a frequência média e percentil de 5% de ocorrência de fatos estilizados desse teste para a Ação 1. A frequência média e o percentil 5% do FE1 nesse teste continuam assumindo valores consideráveis e com

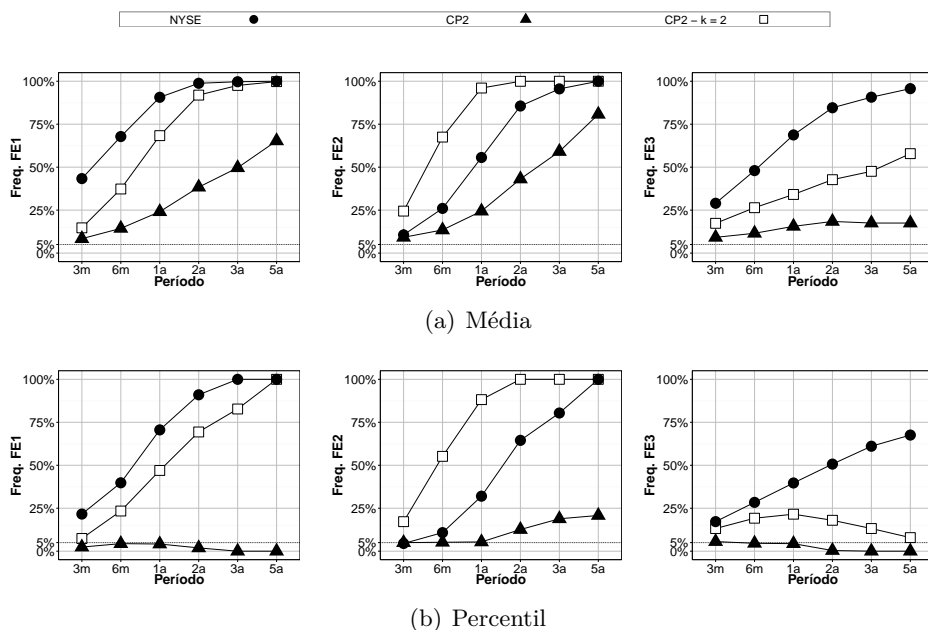


Figura 21 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP2 com $k = 2$, para a Ação 1, utilizando 200 replicações

Fonte: O Autor.

tendência de crescimento, entretanto são menores que os do teste anterior ($k = 2$), o que pode ser constatado ao verificar que ele não atinge o valor de 100% em nenhum período. O fato estilizado que possui a variação mais negativa nesse teste é o FE3, já que a sua frequência de ocorrência, tanto média quanto percentil 5%, apresentam valores quase nulos, inferiores ao limite de 5% em todos os períodos analisados. Em outras palavras, com $k = 3,5$, não há correlação entre volume e volatilidade no mercado artificial

Para verificar se existe algum padrão que justifique o “desaparecimento” do FE3 quando $k = 3,5$, decidimos analisar as séries de preços e as respectivas volatilidades para observar o impacto dessa mudança no mercado. A Figura 23 apresenta os preços médios e os percentis 2,5% e 97,5% para a Ação 1, para os valores de $k = 2$ e $k = 3,5$.

Na Figura 23(b), percebemos que alterar $k = 3,5$ torna o mercado muito volátil, fato confirmado no histograma das volatilidades das séries na Figura 24. A volatilidade média diária do mercado com $k = 3,5$ (1,059) é quase 4 vezes maior do que com $k = 2$ (0,257), e têm os preços da ação variando entre valores próximos de R\$10,00 e acima de R\$600,00. Já o modelo com $k = 2$ (Figura 23(a)) apresenta preços de ação com uma amplitude maior que o da CP2, variando entre R\$100,00 e R\$400,00, mas com os ganhos observados na ocorrência dos fatos estilizados. Decidimos então descartar a opção de $k = 3,5$ devido à sua alta volatilidade e o desaparecimento do FE3.

Para garantir que a configuração com $k = 2$ é adequada, realizamos novamente o Teste de Dickey-Fuller Aumentado nas séries de preços das duas ações. Os resultados apontam que 100% das séries de preço estão sob um processo de reversão à média. Assim, redefinimos a configuração padrão do mercado para CP3, apresentada na Tabela 13, em que alteramos o valor do parâmetro k , de $k = 1$ para $k = 2$.

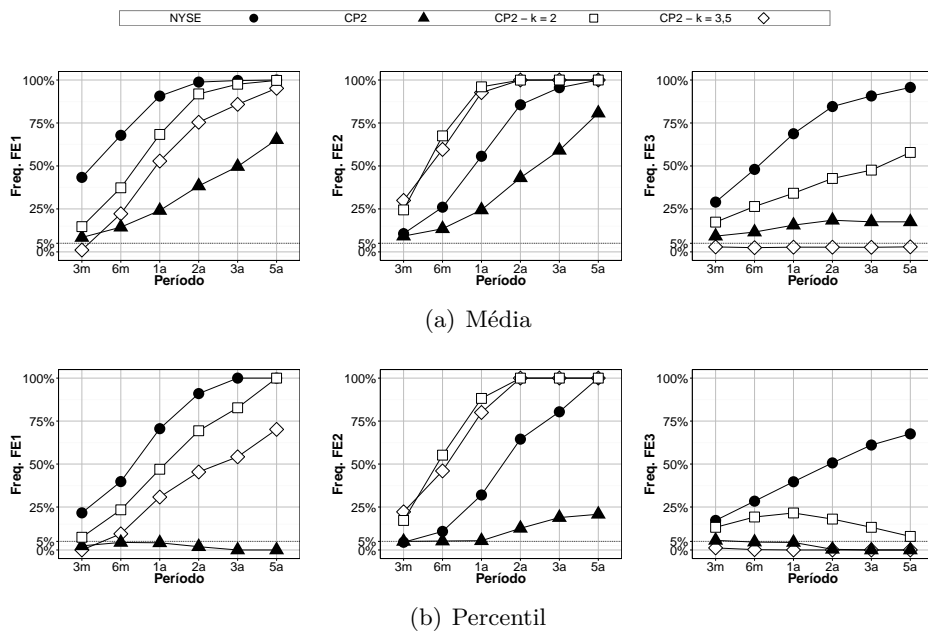


Figura 22 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP2 com $k = 3,5$, para a Ação 1, utilizando 200 replicações

Fonte: O Autor.

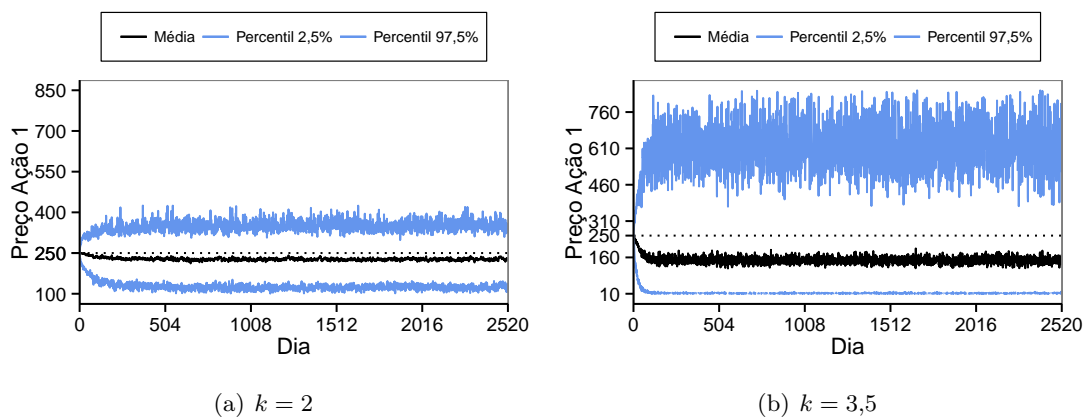


Figura 23 – Média e Percentis 2,5% e 97,5% para os preços da Ação 1 em 200 simulações de 10 anos (2520 dias) na configuração CP2 com diferentes valores de k .

Fonte: O Autor.

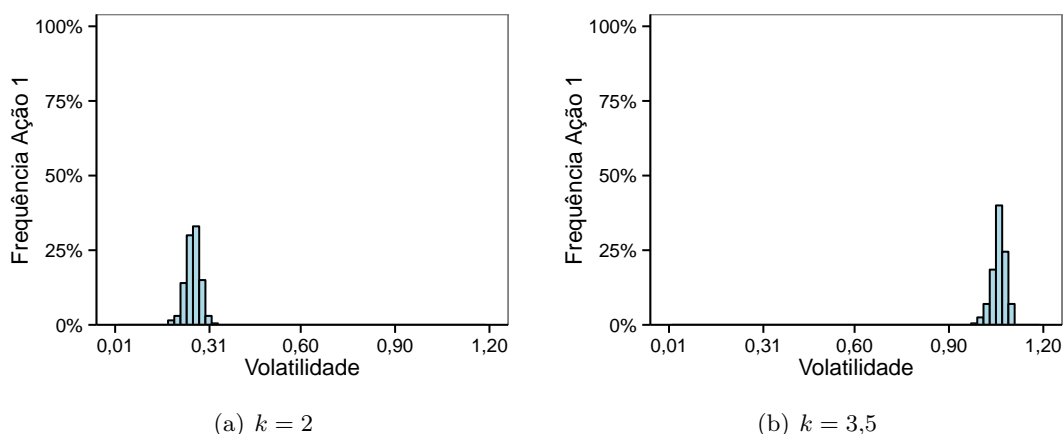


Figura 24 – Histograma da volatilidade da Ação 1 em 200 simulações na configuração CP3 com diferentes valores de k .

Fonte: O Autor.

Tabela 13 – Tabela da Configuração Padrão 3 (CP3) proposta para o Mercado Artificial.

Parâmetro	Consideração / Valor
Número de Agentes	100
Janela de Volatilidade por agente (dias)	U{5;21}
Capital per capta	R\$ 50.000,00
Distribuição do capital por agente	R\$ 50.000,00
Número de ações	2 (AC1 e AC2)
Quantidade de ações per capta	100 (AC1) e 500 (AC2)
Distribuição das ações por agente	Aleatória segundo uma distribuição Uniforme
Preço inicial das ações	R\$250 (AC1) e R\$50 (AC2)
Volatilidade inicial das ações (σ_{ini})	2% (AC1) e 1% (AC2)
Probabilidade de compra (P_c)	50%
Fração de agentes ativos	100%
Distribuição utilizada na determinação do preço da ordem do agente	$N(\mu = 1,01; k\sigma^2)$, $k = 2$

Fonte: O autor.

5.3.3 Avaliação do Mercado Artificial na Configuração Padrão 3 (CP3)

Apesar da volatilidade média diária calculada na configuração CP3 ser menor do que com o modelo com $k = 3,5$, ela ainda continua alta, se comparada à valores típicos do mercado real. A volatilidade diária da ação PETR4², por exemplo, é 2,36%, cerca de 10 vezes menor do que a do modelo CP3. Além disso, como pode ser visto na Figura 25, que compara uma série de preços da Ação 1 com a PETR4, os preços da ação no mercado artificial sofrem mais oscilações que a ação PETR4, tanto em quantidade como em amplitude.

Para tentar reduzir a volatilidade das ações no mercado artificial, conseqüentemente reduzindo as oscilações nas séries de preço, sem prejudicar a frequência de ocorrência de fatos estilizados realizamos novamente simulações fixando a janela de volatilidade de todos os agentes internos em 20 períodos. A Figura 26 apresenta os resultados da comparação da frequência

² Calculada entre 2004 e 2013

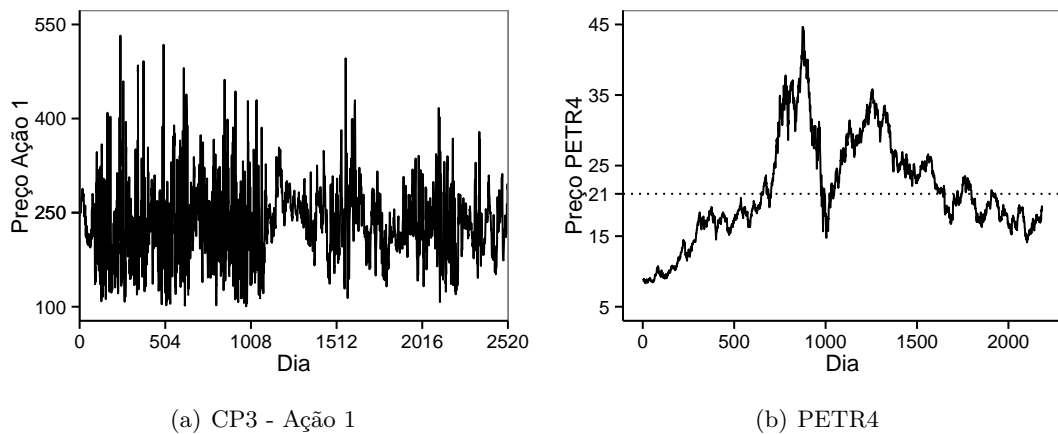


Figura 25 – Série de preço de fechamento da Ação 1 na configuração CP3 e da PETR4 em um período de 10 anos.

Fonte: O Autor.

média e percentil 5% entre a configuração CP3 e o modelo com janela fixa. Para o FE1 esse modelo apresentou uma frequência maior do que da primeira vez, possivelmente em razão do impacto de $k = 2$ na variação dos preços do mercado. Entretanto, o modelo com janela fixa continua apresentando valores inferiores aos da configuração CP3, indicando que essa mudança é prejudicial para a ocorrência desse fato. Os fatos FE2 e FE3 apresentam também redução na frequência, mal ultrapassando o limite de 5% em tanto na média quanto no percentil. Desse modo, chegamos à conclusão definitiva que fixar a janela de volatilidade dos agentes não é uma opção válida já que ela possui influência negativa na ocorrência de FE2 e FE3.

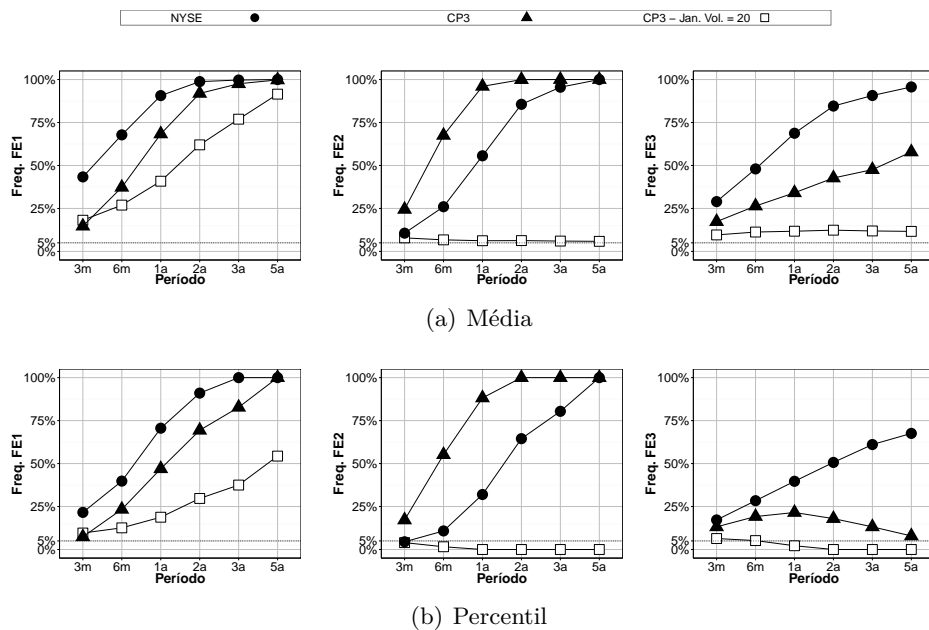


Figura 26 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP3 com janela de 20 dias, para a Ação 1, utilizando 200 replicações.

Fonte: O Autor.

Decidimos então testar a configuração CP3 com uma quantidade maior de agentes. A

nossa expectativa é que com uma quantidade maior de agentes os preços sofram menos oscilações, já que quanto maior a quantidade de negociações realizadas menor é a chance que o preço de fechamento seja um preço muito extremo, caso que ocorreria com mais frequência em um modelo com 100 agentes. A nossa preocupação, no entanto, é que essa mudança pode ser prejudicial para a ocorrência de fatos estilizados.

Realizamos testes no mercado com a configuração CP3 com 100 e 200 agentes. A Figura 27 mostra a comparação de uma série de preços da Ação 1 nas duas configurações. Como previsto, o modelo com 200 agentes apresenta uma série de preço de fechamento com menores oscilações. O mesmo padrão pode ser observado ao comparar a média e os percentis 2,5% e 97,5% das séries de preço visto na Figura 28.

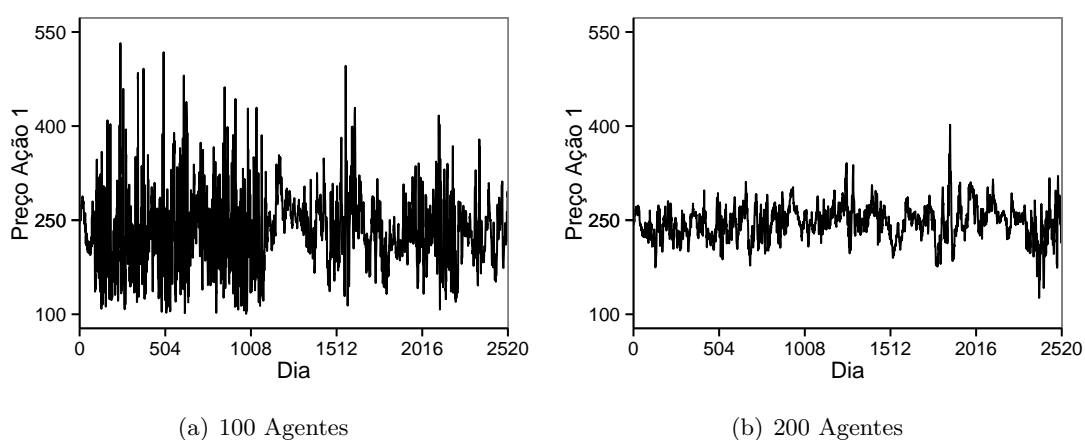


Figura 27 – Série de preço de fechamento para a Ação 1 na configuração CP3 com 100 e 200 Agentes.

Fonte: O Autor.

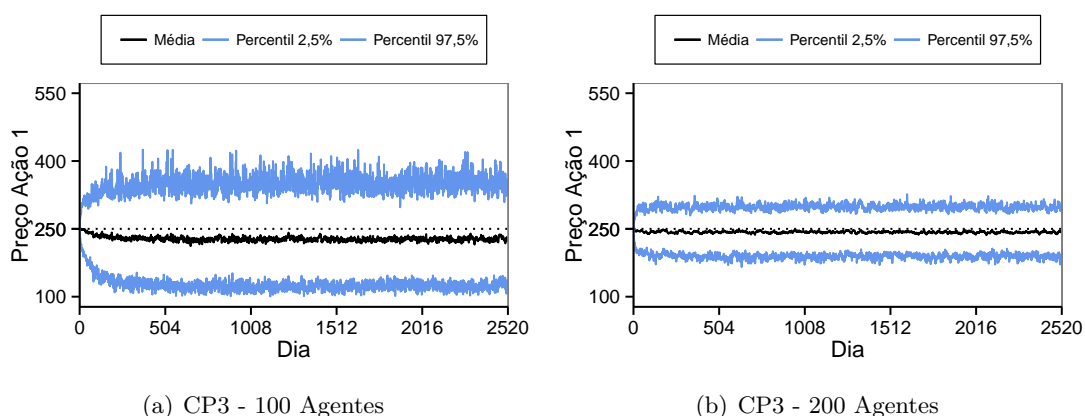


Figura 28 – Média e Percentis 2,5% e 97,5% para os preços da Ação 1 em 200 simulações de 10 anos (2520 dias) na configuração CP3 com 100 e 200 Agentes.

Fonte: O Autor.

Esse comportamento é ratificado ao compararmos as volatilidades dos modelos, mostrado na Figura 29. Vimos anteriormente que a volatilidade média diária do modelo CP3 é igual a

25,7%, a volatilidade média diária da mesma ação na configuração CP3 com 200 agentes é igual 11,5%, uma redução de mais de 50%.

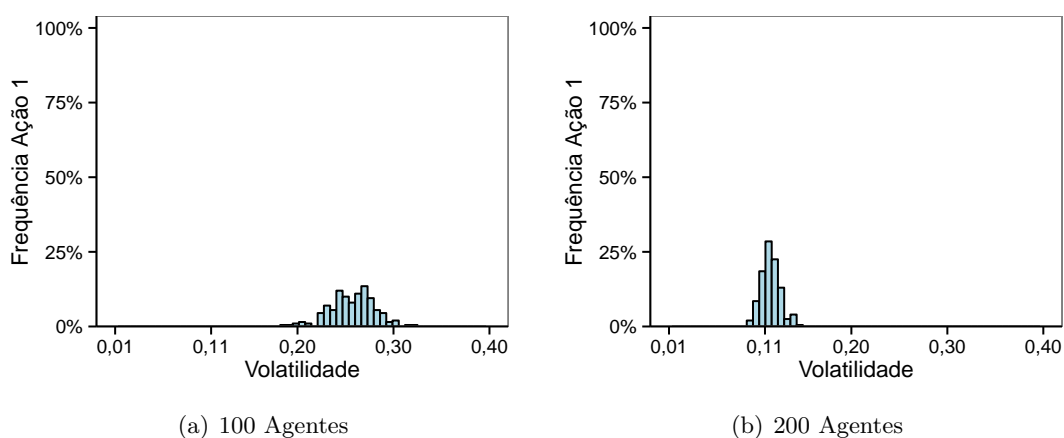


Figura 29 – Histograma da volatilidade para a Ação 1 na configuração CP3 com 100 e 200 Agentes.

Fonte: O Autor.

Outro teste realizado foi o Teste de Dickey-Fuller Aumentado para verificar se os preços mantêm o comportamento de reversão à média observado na configuração CP3. A Figura 28(b) não apresenta nenhum indício de que o teste possa exibir resultados diferentes do encontrado em CP3, o que se mostra verdadeiro ao verificarmos que 100% das séries de preço apresentam comportamento de reversão à média. Até o momento essa mudança teve impactos bastante positivos no modelo, nos restando somente avaliar o seu impacto na frequência de fatos estilizados.

A Figura 30 mostra a comparação das frequências média e percentil 5% da ocorrência de fatos estilizados para a configuração CP3 com 100 e 200 agentes. Surpreendentemente, o modelo com 200 agentes não apresentou frequências inferiores às frequências do modelo com 100 agentes. Em alguns períodos do percentil do FE1 e FE3 ele chegou até a apresentar frequências superiores, enquanto que para o FE2, apesar da sua frequência ser levemente inferior ao do CP3, ela continua superior à frequência da NYSE em todos os períodos.

Após verificar que o aumento na quantidade de agentes na configuração CP3 trouxe ganhos para o modelo, tanto para o funcionamento do mercado, que possui séries de preço e volatilidade melhor comportados, quanto para a frequência de fatos estilizados, que se mantém praticamente a mesma, decidimos alterar a configuração do mercado para a Configuração Padrão CP4. A nova configuração, apresentada na Tabela 14, possui como diferença a quantidade de agentes do mercado, alterado de 100 para 200.

5.4 Análise de sensibilidade

Esta seção relata os testes realizados com alguns parâmetros de entrada do modelo no intuito de aumentar a compreensão do seu funcionamento em diferentes situações. Dentre os testes estão a variação da probabilidade de compra dos agentes, da volatilidade inicial e do número de agentes.

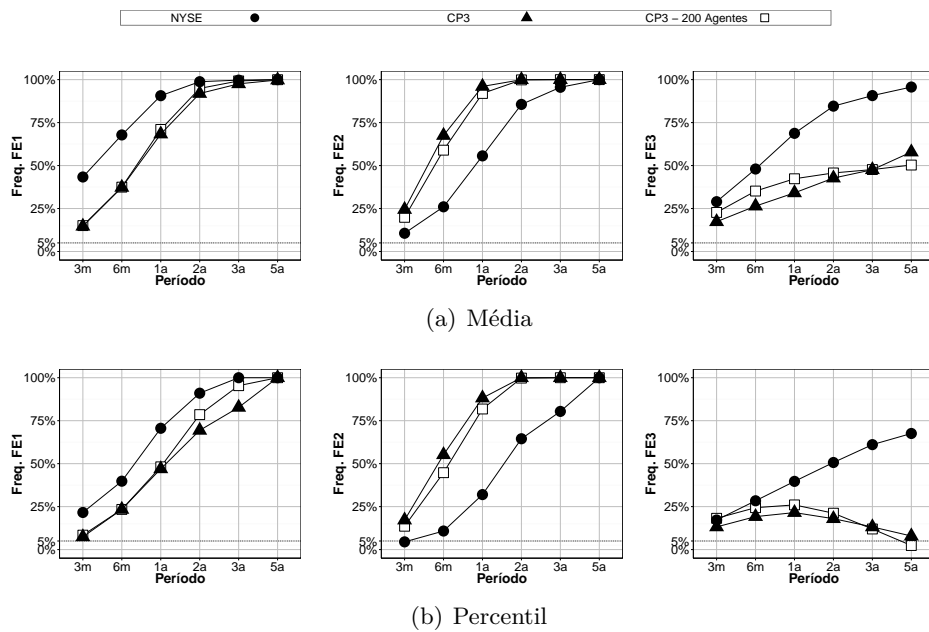


Figura 30 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP3, para a Ação 1, com 100 e 200 Agentes.

Fonte: O Autor.

Tabela 14 – Tabela da Configuração Padrão 4 (CP4) proposta para o Mercado Artificial.

Parâmetro	Consideração / Valor
Número de Agentes	200
Janela de Volatilidade por agente (dias)	U{5;21}
Capital per capta	R\$ 50.000,00
Distribuição do capital por agente	R\$ 50.000,00
Número de ações	2 (AC1 e AC2)
Quantidade de ações per capta	100 (AC1) e 500 (AC2)
Distribuição das ações por agente	Aleatória segundo uma distribuição Uniforme
Preço inicial das ações	R\$250 (AC1) e R\$50 (AC2)
Volatilidade inicial das ações (σ_{ini})	2% (AC1) e 1% (AC2)
Probabilidade de compra (P_c)	50%
Fração de agentes ativos	100%
Distribuição utilizada na determinação do preço da ordem do agente	$N(\mu = 1,01; k\sigma^2)$, $k = 2$

Fonte: O autor.

5.4.1 Variando a probabilidade de compra

A probabilidade de compra da configuração CP4 é igual a 50%, o mesmo valor utilizado por [Raberto et al. \(2001\)](#). Para verificar o seu impacto no funcionamento do mercado, variamos este parâmetro nos valores de 10%, 30%, 70% e 90%. O resultado esperado é que o preço de negociação diminua nos dois primeiros casos e aumente nos dois últimos, atingindo valores cada vez menores ao se aproximar de 0% e cada vez maiores ao se aproximar de 100%.

Esse comportamento ocorre porque a probabilidade de compra dos agentes resulta em poucos agentes comprando. Há portanto um excesso de oferta e, conseqüentemente, o preço tende a cair. De modo análogo, aumentar a probabilidade de compra incorre em um excesso de demanda, aumentando o preço pago pelas ações. Esse comportamento pode ser confirmado ao analisar a [Figura 31](#) que mostra o preço médio diário em 200 simulações para probabilidades de compra igual a 10%, 30%, 50%, 70% e 90%.

Para um valor de probabilidade de compra igual a 10%, o preço de ambas as ações caem drasticamente, atingindo valores próximos de R\$1,00, enquanto que para valores de probabilidade de compra igual a 90%, as Ações 1 e 2 atingem aproximadamente R\$2.200,00 e R\$500,00, respectivamente 780% e 900% maiores que os valores iniciais. A simulação com probabilidade de compra igual a 70% aparentemente indica preços de negociação pouco maior que o dobro do preço inicial de cada uma das duas ações, oscilando em torno de R\$500,00 para a Ação 1 e R\$100,00 para a Ação 2.

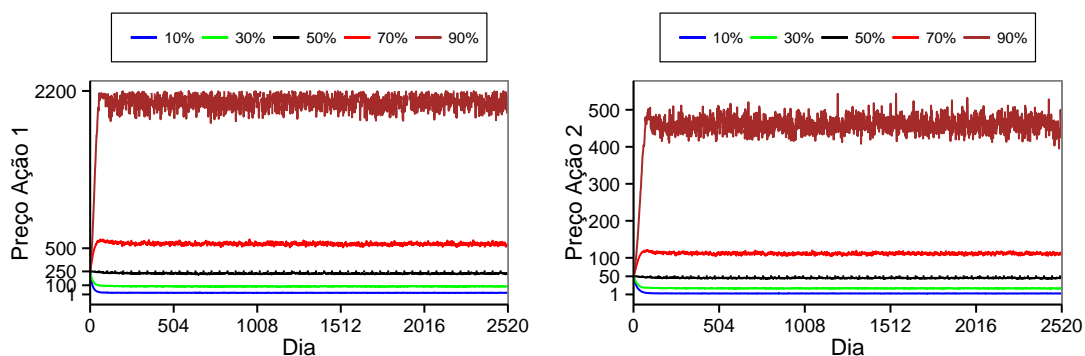


Figura 31 – Médias diárias de 200 simulações das séries de preço na configuração CP4 variando a probabilidade de compra (10%, 30%, 50%, 70% e 90%) - maiores preços indicam maiores probabilidades.

Fonte: O Autor.

5.4.2 Variando a volatilidade inicial

A volatilidade inicial das ações do mercado é uma característica que não é abordada por [Raberto et al. \(2001\)](#). Em seu trabalho posterior, [Raberto e Cincotti \(2005\)](#) fazem uma comparação entre dois modelos, o primeiro utilizando o conceito de janela de volatilidade desenvolvido em sua pesquisa de 2001 e o segundo mantendo a volatilidade constante igual a 0,5% durante todo o período simulado. Em nosso simulador decidimos utilizar o valor de 2% como volatilidade inicial para Ação 1 e de 1% para Ação 2 na configuração CP4.

Uma dúvida que tivemos foi se o valor da volatilidade inicial poderia influenciar o comportamento do mercado. Fizemos então 200 simulações mantendo toda a configuração CP4, alterando somente a volatilidade inicial. Utilizamos como volatilidade inicial para Ação 1 e Ação 2 os valores 20% e 10%. Esperamos que este teste indique que a volatilidade inicial não interfere no funcionamento do mercado, e sim que a volatilidade do mercado é resultado da interação e da forma com que os agentes definem seus preços. A fim de eliminar a redundância, apresentaremos aqui somente os resultados da comparação entre a Ação 1 para ambos os modelos, já que a Ação 2 possui comportamento similar.

A Figura 32 apresenta a comparação entre a volatilidade de 200 simulações da Ação 1 na configuração CP4 com aquela em que a volatilidade inicial é igual a 20%, ambas em um período de 10 anos. É possível verificar que as volatilidades são praticamente iguais. A volatilidade média diária da CP4 é igual 11,59%, enquanto que o modelo com volatilidade inicial de 20% (dez vezes maior que a volatilidade inicial padrão CP4) possui volatilidade média igual a 11,97%. Isso confirma a nossa tese de que a volatilidade inicial não interfere no funcionamento do mercado, desde que este tempo de funcionamento seja suficientemente longo. Se adotássemos um período de “burn-in”, eliminando, por exemplo, o primeiro ano de cotações, as volatilidades observadas seriam, de fato, iguais.

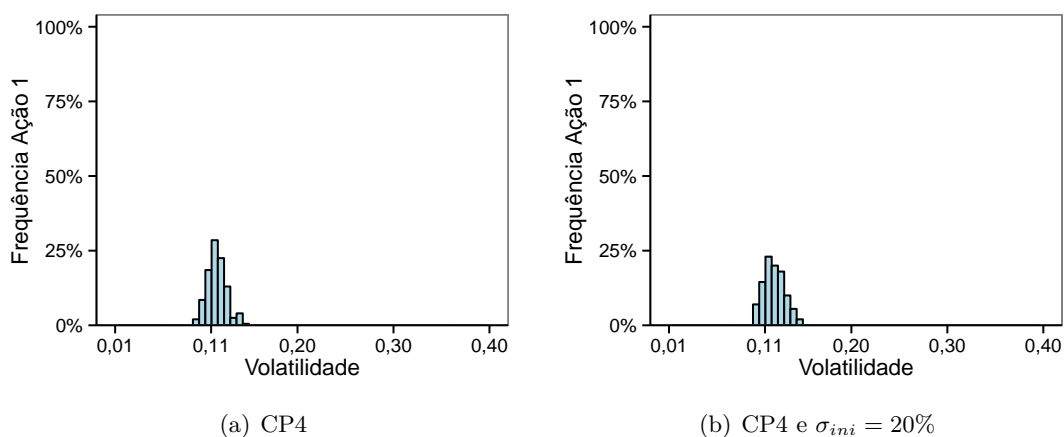


Figura 32 – Histograma da volatilidade da Ação 1 em 200 simulações na configuração CP4 e com a volatilidade inicial igual a 20%.

Fonte: O Autor.

5.4.3 Variando o número de agentes

Uma preocupação no modelo é o impacto que o aumento na quantidade de agentes causa no mercado. Como já foi exposto anteriormente, Raberto et al. (2001) afirma que o aumento do número de agentes provoca uma redução na ocorrência de fatos estilizados no sistema. Outro interesse nesse sentido é o impacto do aumento da quantidade de agentes no funcionamento do mercado. Uma quantidade pequena de agentes resulta em diferenças de preço grande entre as ordens consecutivas no *book*. No mundo real, a diferença entre ordens consecutivas no *book* é da ordem de centavos, nos casos das ações mais líquidas (como ações da Petrobras e da Vale), com muitas ordens emitidas com o mesmo preço. A Tabela 15 mostra as 5 melhores ofertas

disponíveis no *book* de compras do mercado artificial, para o final da simulação de um dia de negociações, com 100, 200, 400 e 800 agentes. As amplitudes observadas entre a primeira e a quinta melhores ordens para os mercados com estas quantidades de agentes são de R\$13,76, R\$7,06, R\$6,84 e R\$1,71, respectivamente. Isso confirma o comportamento esperado: o aumento do número de agentes reduz o “gap” entre as ofertas (sejam de compra ou venda) o que aproxima o comportamento do *book* no mercado artificial ao observado em mercados reais.

Tabela 15 – *Book* com as 5 melhores ordens de compra da Ação 1, ao final do dia, no Mercado Artificial com 100, 200, 400 e 800 Agentes.

Ação 1 - 5 melhores ofertas de compra						
Agentes	ID Ordem	ID Agente	Preço (R\$)	Quantidade	Data da emissão	Hora da emissão
100	1	58	247,02	10	19/12/2014	15:52:36
	2	5	246,87	89	19/12/2014	16:41:48
	3	47	246,57	109	19/12/2014	15:20:56
	4	99	241,59	17	19/12/2014	15:58:17
	5	49	233,26	110	19/12/2014	16:33:31
200	1	120	250,92	41	19/12/2014	16:53:00
	2	69	246,25	14	19/12/2014	16:35:47
	3	31	244,95	7	19/12/2014	15:51:47
	4	20	243,87	8	19/12/2014	16:12:55
	5	83	243,83	117	19/12/2014	16:37:39
400	1	158	255,55	53	19/12/2014	16:59:39
	2	91	255,00	22	19/12/2014	16:51:04
	3	18	253,77	28	19/12/2014	16:50:30
	4	117	251,33	123	19/12/2014	16:47:31
	5	208	248,71	17	19/12/2014	16:54:46
800	1	311	237,77	15	19/12/2014	16:22:11
	2	667	237,33	15	19/12/2014	15:17:19
	3	463	237,24	14	19/12/2014	16:25:31
	4	613	236,37	26	19/12/2014	11:23:41
	5	641	236,06	177	19/12/2014	12:36:08

Fonte: O Autor.

Para verificar a afirmação de [Raberto et al. \(2001\)](#), sobre o efeito negativo do aumento do número de agentes sobre os fatos estilizados, realizamos 200 simulações do mercado com a configuração CP4, com exceção do número de agentes internos que foi alterado para os valores de 100, 400 e 800. Conforme pode ser visto na [Figura 33](#), [Raberto et al. \(2001\)](#) estava correto com relação à frequência de ocorrência do FE1, que apresenta um comportamento inversamente proporcional ao número de agentes, ficando próximo de 0% na comparação do percentil.

A configuração CP4, com 200 agentes, não consegue igualar ou superar a frequência do FE1 na NYSE em períodos menores que 5 anos, e devido ao comportamento decrescente apresentado pelos modelos com maiores quantidades de agentes, chegamos à conclusão que alterar o número de agentes não é uma alternativa para aumentar a frequência de FE1. Com relação ao FE2, todos os modelos conseguiram superar a frequência da NYSE, tanto na média quanto no percentil, com os modelos com 100 e 200 agentes apresentando as maiores frequências. Por último, a comparação entre os modelos utilizando a frequência do FE3 não mostra uma diferença muito grande, assumindo valores próximos em períodos iguais ou maior a 3 anos. Um fato interessante nesse caso é que apesar das frequências estarem próximas, o aumento do número de agentes aparentemente causa um aumento na frequência do FE3.

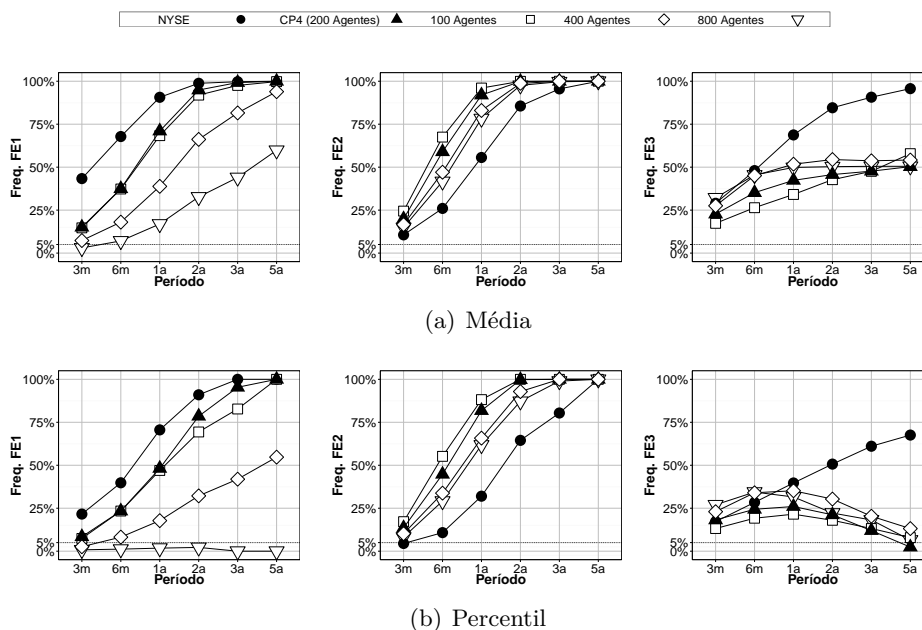


Figura 33 – Ocorrência dos fatos estilizados na configuração CP4 (200 Agentes), para a Ação 1, variando o número de agentes (100, 400 e 800).

Fonte: O Autor.

Outra comparação realizada foi entre as séries de preço de fechamento e entre volatilidades. A Figura 34 mostra uma série de preço, simulada para cada quantidade de agentes, sinalizando que o aumento no número de agentes resulta em séries com menos oscilações, comportamento já verificado anteriormente. Do mesmo modo, as volatilidades tendem a reduzir com o aumento de agentes no mercado, como mostra a Figura 35, que que 200 séries para cada quantidade de agentes foram simuladas. A volatilidade média para mercados com 100, 200, 400 e 800 agentes foi igual a 25,70%, 11,60%, 8,204% e 6,938%, respectivamente.

5.5 Comparando as ações do Mercado Artificial com ações da BM&FBovespa

De modo a garantir que a configuração CP4 é adequada decidimos, comparar os resultados obtidos com o de duas ações negociadas em um mercado real. Escolhemos duas ações que compõem o índice Ibovespa, um índice que representa uma carteira teórica de ativos formada pelos ativos de maior negociabilidade e representatividade da BM&FBovespa (BM&FBovespa, 2014). Estas ações são a PETR4 e VALE5, que correspondem às ações preferenciais da Petrobras e Vale, respectivamente. As ações preferenciais foram escolhidas em detrimento das ordinárias por apresentarem maior liquidez.

Estas empresas se destacam por serem as únicas dos seus respectivos setores (Petróleo, gás e biocombustíveis e Materiais básicos - mineração) que estão presentes no índice Ibovespa. Coletamos os preços de fechamento ajustados e os volumes negociados em um período de 10 anos, entre 2004 e 2013, do banco de dados do Yahoo Finance (2014), resultando em uma base de dados de 2184 dias para a PETR4 e de 2224 dias para a VALE5.

A Figura 36 mostra, lado a lado, uma série de preços gerada para a Ação 1 e série de

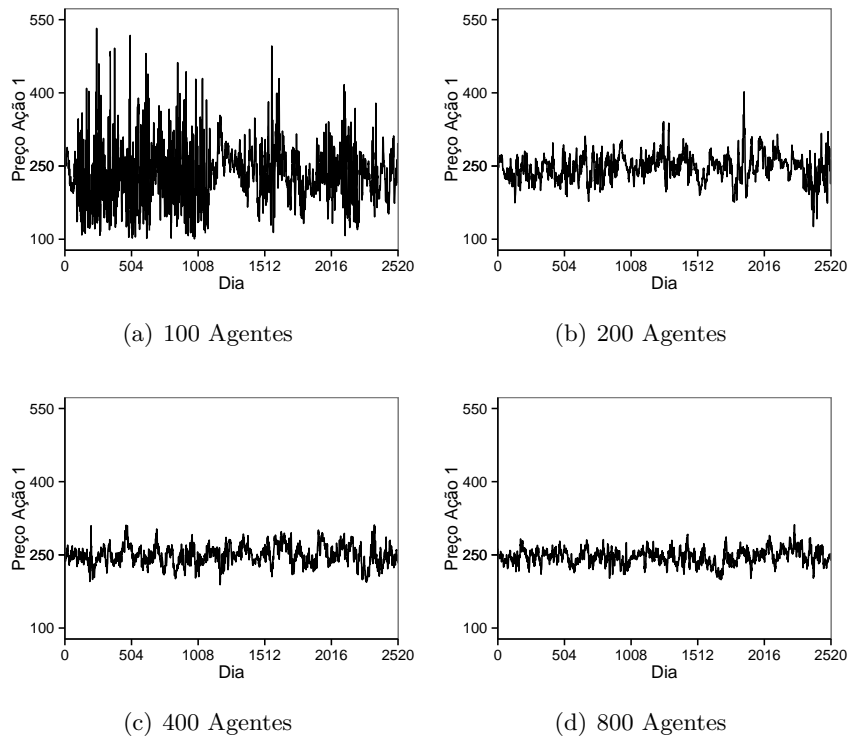


Figura 34 – Série de preço de fechamento para a Ação 1 na configuração CP4 com 100, 200, 400 e 800 Agentes.

Fonte: O Autor.

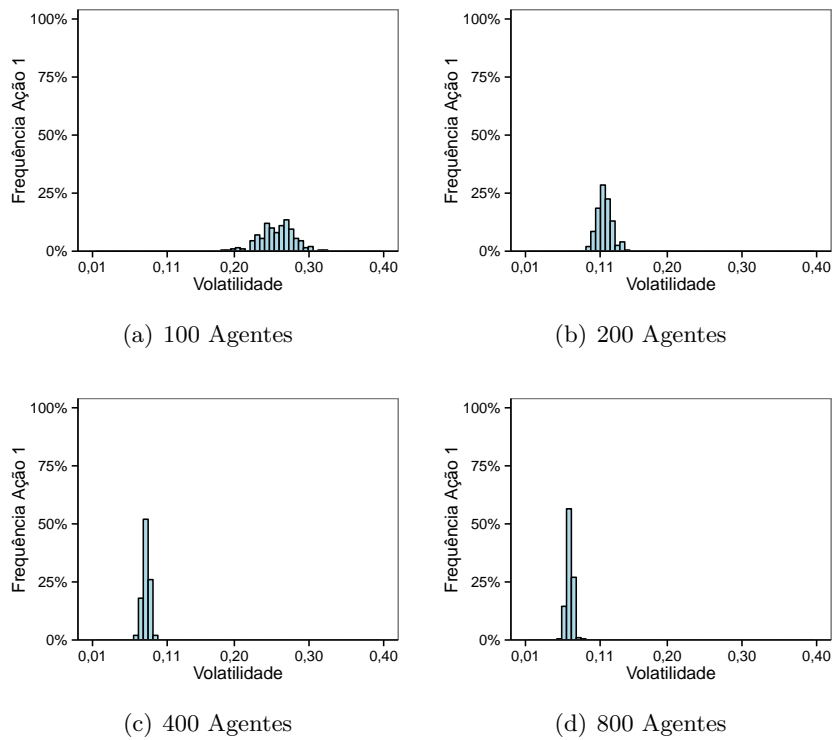


Figura 35 – Histograma da volatilidade para a Ação 1 na configuração CP4 com 100, 200, 400 e 800 Agentes.

Fonte: O Autor.

preços da PETR4, enquanto que a [Figura 37](#) mostra uma série de preços gerada para a Ação 2 e a série de preços da VALE5. É perceptível que as variações dos preços no mercado artificial ocorrem com uma frequência maior que nas ações selecionadas da BM&FBovespa.

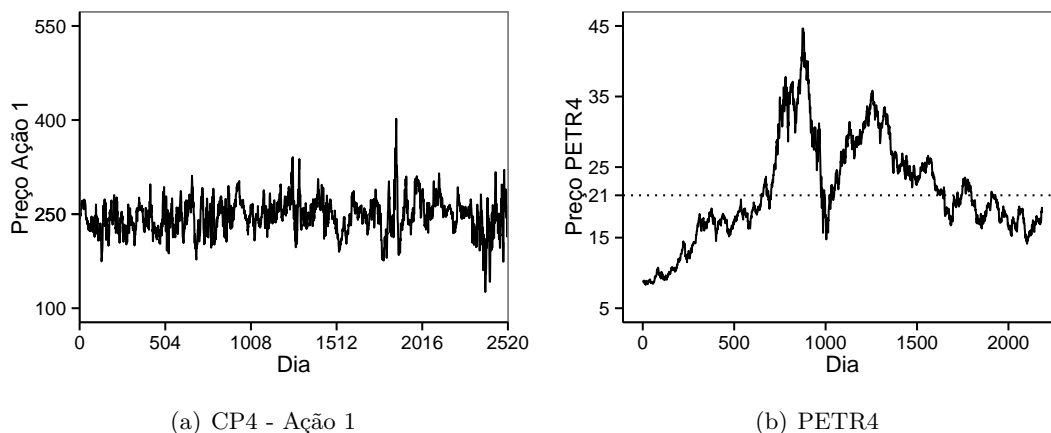


Figura 36 – Série de preço de fechamento da Ação 1 na configuração CP4 e da PETR4 em um período de 10 anos.

Fonte: O Autor.

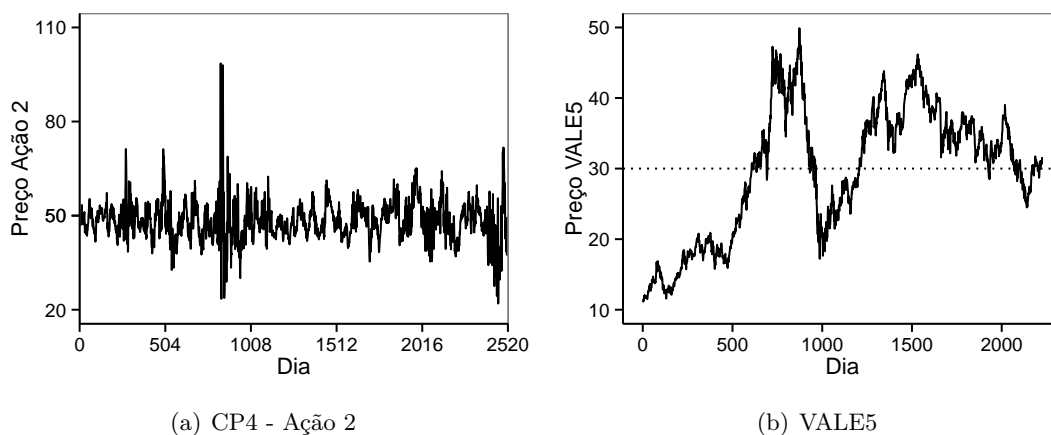


Figura 37 – Série de preço de fechamento da Ação 2 na configuração CP4 e da VALE5 em um período de 10 anos.

Fonte: O Autor.

A Petrobrás e a Vale têm o seu capital social formado por 5.602.042.788 e 2.027.127.718 ações preferenciais, PETR4 e VALE5 respectivamente ([BM&FBovespa, 2014](#)). Dessas, 72,02% e 92,68% são negociadas no mercado de ações, i.e. 4.037.414.651 e 1.878.758.554 ações. Elas estão distribuídas entre 287.887 e 153.120 investidores, divididos entre pessoas físicas, jurídicas e investidores institucionais, o que resulta em uma proporção entre ação e investidores igual a 14.000 ações para a PETR4 e 12.270 ações para VALE5. Esses valores são consideravelmente maiores que os utilizados em nosso modelo: a proporção de Ação 1 por agente é igual a 100 e da Ação 2 é igual a 500.

Os histogramas dos volumes percentuais diários negociados da Ação 1 e da PETR4 são

apresentado na [Figura 38](#), enquanto os da Ação 2 e da VALE5 são mostrados na [Figura 39](#). A quantidade média negociada por dia das ações PETR4 e VALE5 é 22.630.585 e 13.811.242, que representam 0,56% e 0,74% do total de ações no mercado. O resultado mais evidente da comparação entre o mercado artificial e o real é que o volume percentual do total de ações negociado no primeiro (19%) é muito maior do que ocorre no mundo real (<1%). Isso se deve ao fato de que apenas tentamos representar o funcionamento de uma bolsa de valores, e não reproduzi-la em volume e número de negócios, já que o nosso mercado possui uma quantidade muito menor de investidores, capital e ações do que uma bolsa real, como a BM&FBovespa por exemplo.

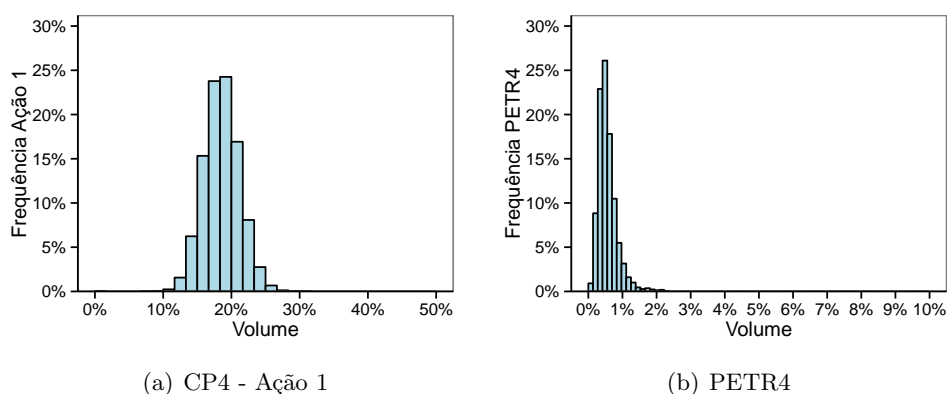


Figura 38 – Histograma do volume negociado da Ação 1 na configuração CP4 e da Ação PETR4 em um período de 10 anos.

Fonte: O Autor.

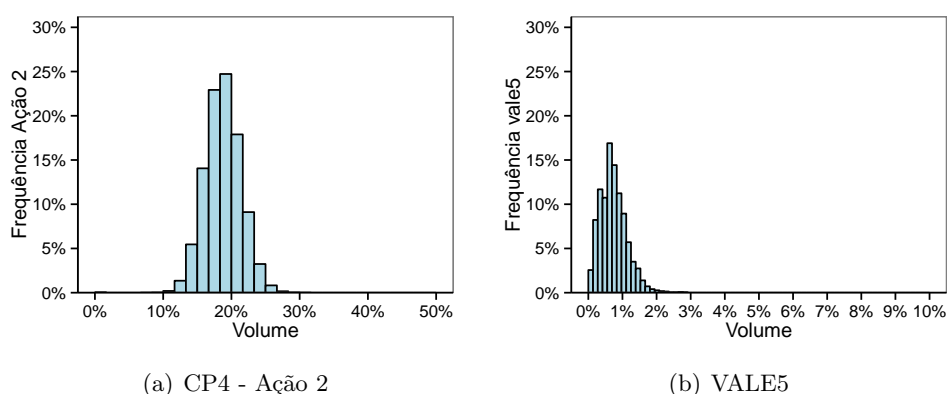


Figura 39 – Histograma do volume negociado da Ação 2 na configuração CP4 e da Ação VALE5 em um período de 10 anos.

Fonte: O Autor.

Outra característica comparada entre as ações do modelo artificial e as ações da BM&FBovespa é a volatilidade. Como verificado ao comparar os preços, as flutuações no mercado artificial ocorrem com frequência maior que nas ações do mercado real, o que indica uma maior volatilidade. A volatilidade média diária entre os anos de 2004 e 2013 da ação PETR4 é igual a 2,356% e da VALE5 é 2,361%, enquanto que a volatilidade média da Ação 1 é 11,60% e da Ação 2 é 11,57%.

A Figura 40 exibe o histograma do retorno da Ação 1 e da PETR4, enquanto que o retorno da Ação 2 e VALE5 pode ser visto na Figura 41. Uma diferença clara entre as ações artificiais e as reais é que o retorno das ações da bolsa possui uma maior concentração de valores próximo da média, resultando em um pico mais acentuado da distribuição, enquanto para Ação 1 e Ação 2 o retorno está bem mais distribuído ao redor da média.

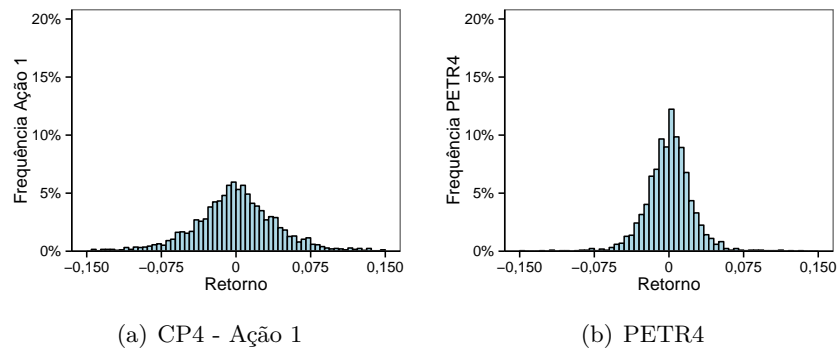


Figura 40 – Retorno da Ação 1 na configuração CP4 e da PETR4 em um período de 10 anos. Fonte: O Autor.

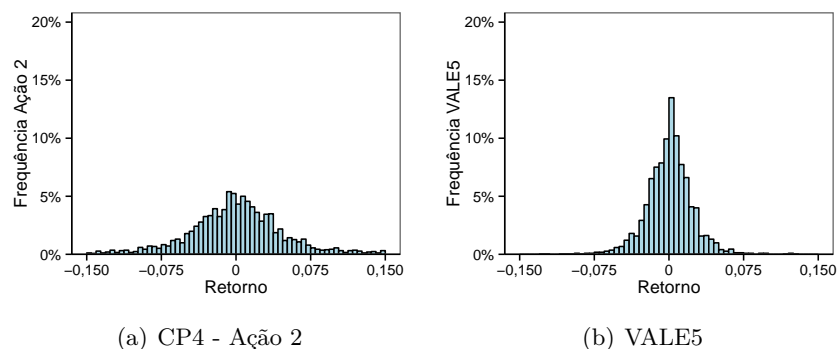


Figura 41 – Retorno da Ação 2 na configuração CP4 e da VALE5 em um período de 10 anos. Fonte: O Autor.

5.6 Considerações finais

Os resultados apresentados até aqui mostram que é um grande desafio encontrar uma configuração para o Mercado Artificial proposto que seja capaz de, com grande liquidez para os agentes (i.e., com o acréscimo do número de agentes), apresentar os Fatos Estilizados considerados na frequência e com a tendência observados no mercado real considerado como padrão (NYSE).

O padrão inicialmente definido como mais robusto, o percentil 5% de ocorrência dos fatos estilizados da NYSE (obtido por procedimento de amostragem), mostrou-se o mais difícil de se obter nas diversas configurações testadas. A média de ocorrência mostrou-se mais acessível nas simulações realizadas, mas os dois padrões são bem mais exigentes que simplesmente observar 5% ou mais das séries simuladas com a ocorrência dos fatos estilizados. Acreditamos que atingir estes padrões deve ser um dos objetivos de trabalhos futuros que utilizem o Mercado Artificial aqui proposto.

As caudas pesadas (FE1) foram o fato estilizado mais fácil de se observar nas diversas configurações testadas, e tende a ser mais frequente com o aumento da volatilidade do mercado, tornando negociações a preços mais extremos mais frequentes, e conseqüentemente o retorno obtido com valores extremos mais prováveis que aqueles quando se assume que os retornos seguem distribuição normal. Acreditamos que o mecanismo de formação de preço do agente favorece a ocorrência deste fato estilizado.

Os agrupamentos de volatilidade (FE2) foram o segundo fato estilizado mais observado, mas que tende a desaparecer caso os agentes utilizem a mesma janela de volatilidade (nos casos testados, 20 dias). Utilizar, para cada agente, uma janela de volatilidade amostrada aleatoriamente da distribuição $U\{5; 21\}$ garante que tenhamos 17 grupos de agentes. Caso ocorra uma grande flutuação do preço de fechamento da ação, os diferentes grupos de agentes “sentem” o impacto desta flutuação de formas diferentes. Os agentes com janela de 21 dias tem um menor impacto na sua volatilidade histórica. Os agentes com janela de 5 dias terão sua volatilidade histórica fortemente impactada com a inclusão deste ponto, o que influencia nos preços de compra e venda ofertados por estes agentes, que tendem a serem mais extremos. Com isso, altas flutuações no preço podem ser seguidas por novas, o que favorece a ocorrência do fato estilizado. Quando todos os agentes utilizam a mesma janela, todos “sentem” o impacto da mesma forma, e com o uso de uma janela longa, o impacto de grandes flutuações pontuais no preço acabam atenuadas. Com isso, momentos de alta volatilidade seguidos de alta volatilidade e de baixa volatilidade seguidos de baixa volatilidade não são observados, e portanto o FE2 não ocorre.

A correlação entre volatilidade e volume (FE3) foi o fato estilizado menos observado, pelo menos em relação à tendência de crescimento observada com o aumento do período observado das séries. Este fato estilizado indica que, em momentos de grande volatilidade, grandes quantidades de ações são negociadas no mercado. Apesar deste fato ter sido observado no Mercado Artificial proposto, os agentes não levam em consideração a sua volatilidade histórica para esta tomada de decisão. As quantidades de ações negociadas ou de dinheiro empregado na compra são determinados com base em uma distribuição uniforme. Assim, a introdução de alguma relação entre a volatilidade e a quantidade de ações negociadas (ou dinheiro alocado) podem favorecer a ocorrência deste fato estilizado.

Como foi observado por [Raberto et al. \(2001\)](#), de forma geral, mantidos os demais parâmetros, o aumento do número de agentes no Mercado Artificial reduz a frequência observada dos fatos estilizados. Este resultado também foi observado nas diversas configurações testadas. Isso nos leva a concluir que, para diferentes números de agentes, diferentes parâmetros deveriam ser utilizados para garantir a ocorrência dos fatos estilizados, sendo um erro esperar que um conjunto de parâmetros estáticos responda adequadamente ao aumento da quantidade de agentes.

Um aspecto crítico do uso de um Mercado Artificial fechado (sem a alteração do capital e da quantidade de ações no sistema) é a ocorrência da reversão a média, o que tornaria previsível o comportamento do preço das ações, bastando ao jogador “vendê-las” caso o preço esteja acima do preço de reversão e “comprá-las” quando o preço estiver abaixo do preço de reversão. A série gerada para a Ação 1 ([Figura 36](#)) ou para a Ação 2 ([Figura 37](#)) representariam uma situação no qual os “especialistas” dizem que o mercado “está andando de lado”, sem claras tendências

de valorização ou desvalorização. Do ponto de vista didático, de quem constrói o simulador, isso não é uma problema, pois independente disso, o aprendizado sobre o funcionamento do mercado estaria garantido. Já do ponto de vista do usuário, um comportamento de preços assim pode parecer desestimulante, por parecer irreal. A inclusão da interação de agentes externos adicionando (ou retirando) capital do Mercado Artificial teoricamente causaria mudanças nos patamares de preço, tornando o resultado “mais interessante”. Porém, a quantidade de agentes necessário para a mudança neste comportamento não foi determinada. No pior caso, considerando apenas 1 agente externo, provavelmente seu impacto não será suficiente para alterar o patamar de preço de reversão do mercado artificial.

Um aspecto que não foi observado por [Raberto et al. \(2001\)](#), nem estudado com detalhes neste trabalho, pode mitigar o comportamento acima: a variação dos parâmetros com o tempo. Considere que nos primeiros 3 anos, a probabilidade de compra (P_c), comum para todos os agentes, cresce linearmente de 50% até 75%; que do ano 3 ao ano 6 ela decresça, linearmente, de 75% até 35%; que do ano 6 ao ano 9 ela cresça, linearmente, de 35% até 50%, e que permaneça neste patamar até o ano 10. [Figura 42](#) mostra uma simulação para a série de preços obtida considerando P_c variando da forma descrita, para a configuração CP4, e com 200 e 800 agentes.

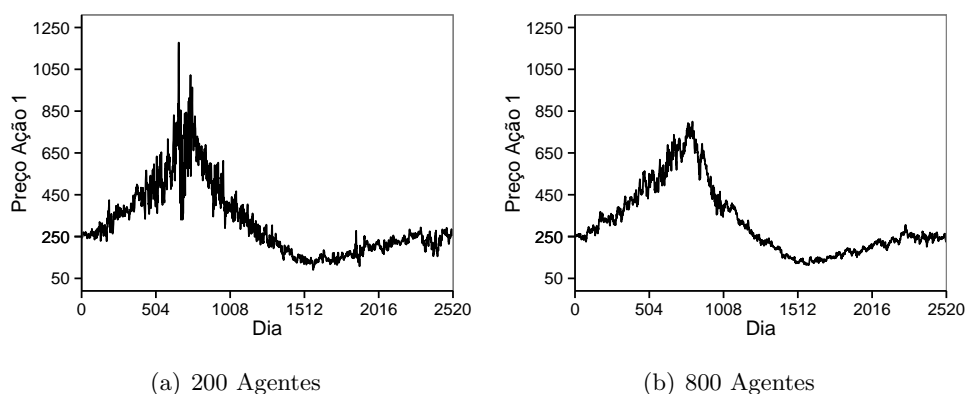


Figura 42 – Série de preços para 1 simulação da Ação 1, na configuração CP4, $P_c(t)$ e 200 e 800 agentes.

Fonte: O Autor.

O resultado obtido mostra uma série em que observa-se tendências de valorização, desvalorização, e também o mercado “andando de lado”. Sem o conhecimento dos momentos de mudança e dos patamares utilizados no exemplo acima, o agente “externo” (o usuário do simulador) não poderia simplesmente assumir a reversão à média como o processo que rege o preço do Mercado Artificial. Os fatos estilizados para 200 séries geradas com a probabilidade de compra variável são mostrados na [Figura 43](#). Os resultados obtidos foram muito bons se comparados com os padrões observados na NYSE, seja a frequência média de ocorrência ou o percentil 5%, com exceção ao percentil 5% nas caudas pesadas com 800 agentes. Assim como feito com a probabilidade de compra, diversos parâmetros poderiam variar com o tempo, bem como os agentes (que são completamente aleatórios) poderiam ter personalidades distintas da utilizada neste trabalho (agentes aleatórios). Estas modificações, em trabalhos futuros, também podem contribuir para que os padrões desejados para os fatos estilizados sejam atingidos e o

comportamento observado pelo agente externo seja crível.

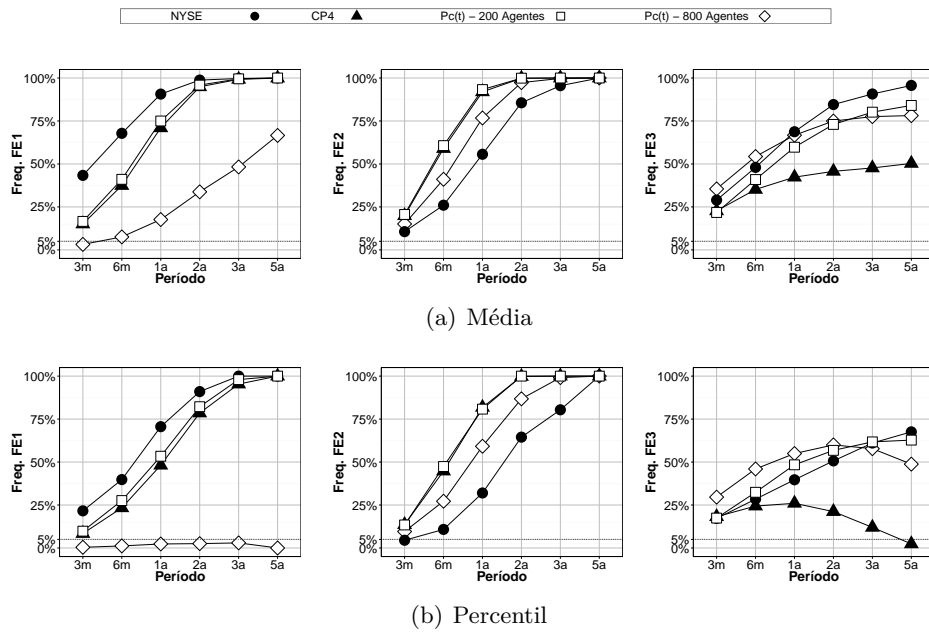


Figura 43 – Ocorrência dos fatos estilizados, para a Ação 1, na configuração CP4, $P_c(t)$ e 200 e 800 agentes.

Fonte: O Autor.

6 Análise da estrutura de acesso e impacto dos agentes externos

Neste Capítulo serão mostradas as soluções propostas para a estrutura de acesso local e *online* apresentada no Capítulo 4. *Cabe informar, neste ponto, que apesar de funcionarem, estas estruturas não estão funcionais ao ponto de serem utilizadas pelo usuário final.* Em razão disso, o impacto no Mercado Artificial causado pela presença de agentes externos foi avaliado pelo que denominamos “agentes semiexternos”, exemplificando o que podemos esperar quando houver variação do capital total no mercado.

6.1 Interface com o usuário

A interface do simulador busca reproduzir características encontradas em um *Home Broker* real, como aquele da XP Corretora mostrado na [Figura 4](#) (página 30). Ele fornece informações para que o usuário consiga aplicar a sua estratégia e tome decisões de investimento com base no comportamento do mercado. Ele também possibilita o gerenciamento das ordens emitidas e o acompanhamento da carteira do usuário.

A forma na qual a interface do simulador foi implementada é a mesma para as versões local e *online*. Ela utiliza as linguagens HTML (*HyperText Markup Language*), CSS (*Cascading Style Sheets*) e JavaScript. Em termos simplificados: a) o HTML corresponde ao conteúdo, ou seja, a informação exibida na página; b) o CSS é responsável pelo layout da página, como a formatação, cores e posicionamento do conteúdo da página; c) o JavaScript corresponde à programação da página, ou seja, ele permite o controle de eventos relacionados à interface (e.g. responder a um clique do usuário em um botão) bem como realizar solicitações assíncronas ao servidor (i.e. AJAX), permitindo que partes distintas da interface sejam atualizadas, independentemente, sem que toda a página seja recarregada no navegador.

É importante ressaltar que apesar de ser possível construir uma interface WEB utilizando somente HTML, ela seria visualmente e funcionalmente simples e não permitiria a implementação de certas características encontradas em um Home Broker. Logo, buscamos outras linguagens nos permitissem implementar essas características e criar uma interface funcional alinhada com nosso objetivo, mesmo aumentando a complexidade da programação. Utilizando a linguagem CSS conseguimos alterar o estilo visual da página de modo a deixá-la mais user friendly, i.e. mais amigável para o usuário final. Ela permite atribuir símbolos aos botões que indiquem a sua funcionalidade, assim como alterar o formato e as animações da página, criando janelas pop up por exemplo. Já a linguagem JavaScript tem como principal função converter os inputs do usuário na interface para comandos enviados ao servidor HTTP. Além disso, caso utilizássemos somente HTML não seria possível atualizar automaticamente algumas partes separadas da interface, tal como é possível utilizando JavaScript, e teríamos que atualizar a página como um todo periodicamente, o que seria inconveniente para o usuário já que a página poderia ser recarregada

durante o input de informações.

A diferença entre as versões local e web é para “qual” servidor fazer a requisição, ou seja, parte da programação Javascript é ligeiramente diferente para as versões local e *online*. A Figura 44 apresenta a interface proposta.

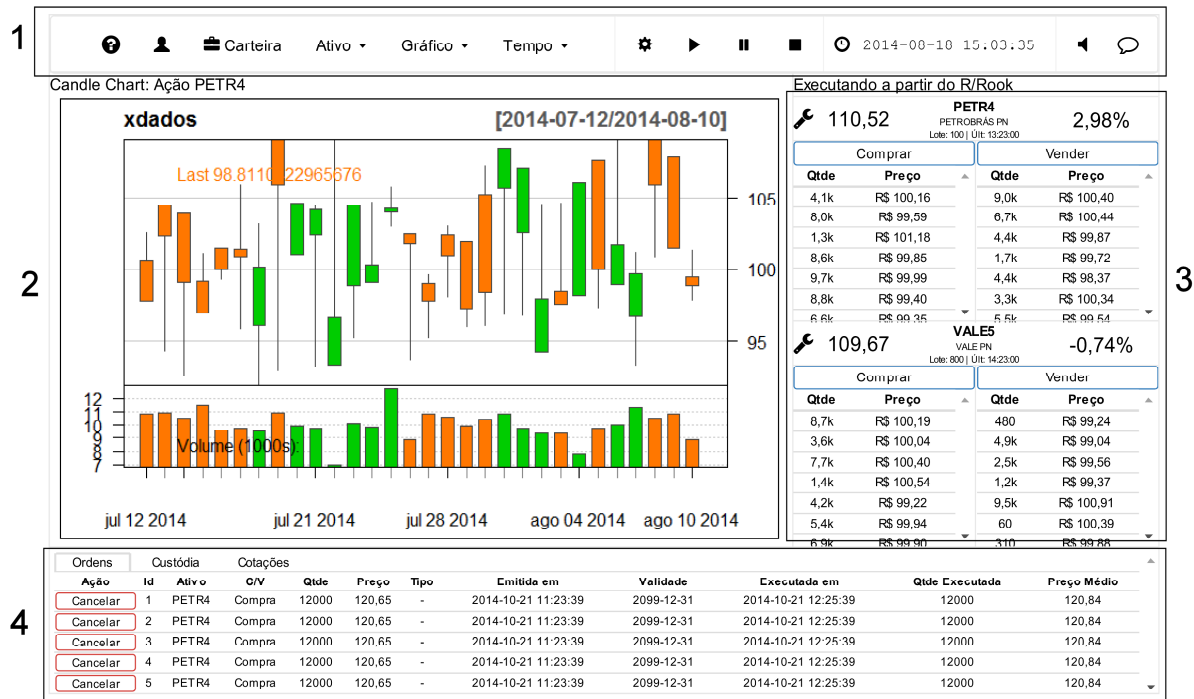


Figura 44 – Exemplo da interface do simulador.

Fonte: O autor.

A região 1 da Figura 44 corresponde à barra de ferramentas do *Home Broker*. Nela o usuário poderá alterar o ativo sob análise, o tipo de gráfico exibido, a relação entre tempo real e virtual, pausar e reiniciar a simulação e acompanhar a hora virtual do sistema, entre outras possibilidades. A região 2 corresponde ao gráfico da série histórica de preços do ativo que será exibida para o usuário e, eventualmente, ferramentas de análise técnica. A região 3 mostrará, simultaneamente, até dois ativos distintos, permitindo ao usuário observar os respectivos *books* (até as 20 melhores ordens de compra e venda disponíveis no mercado), o preço do último negócio realizado e a variação percentual em relação ao preço de fechamento do dia anterior, e os botões para disparar ordens de compra e venda. A região 4 permitirá que o usuário acompanhe as ordens emitidas e possa eventualmente cancelá-las, acompanhar o que está em sua custódia (quais ações e quanto dinheiro), bem como o resumo do dia das cotações das ações de interesse.

O emprego dos tempos verbais no futuro no parágrafo anterior não significam que a interface não foi implementada. Ela foi sim implementada, porém a estrutura total de acesso ao Mercado Artificial para a interação do agente externo *foi parcialmente concluída, tanto a versão local quanto a online, e as razões para isso serão apresentadas no decorrer deste Capítulo.*

6.2 Análise do funcionamento local do simulador

A [Figura 45](#) mostra a versão local da estrutura proposta no Capítulo 4. Na configuração de uso local, o pacote Rook transforma o R#2 em um servidor HTTP simples que pode “servir” a interface ao usuário através de um *browser* (e.g. Google Chrome, Internet Explorer, Firefox) e permitir que o mesmo execute ações no R a partir do *browser*.

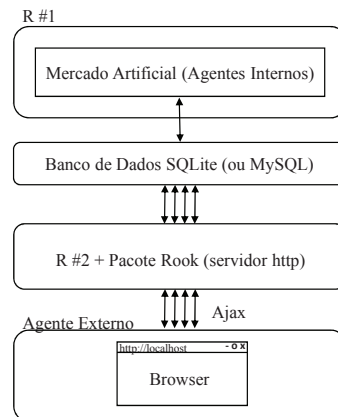


Figura 45 – Estrutura básica do funcionamento do simulador local.

Fonte: O autor.

Com isso, uma vez acessada a interface, ela faz requisições Ajax periódicas ao servidor (instância R#2) solicitando as informações dos *books*, o gráfico, o preço da última negociação, etc., atualizando a informação exibida ao usuário. O usuário pode, ativamente, interagir com a interface enviando ou cancelando ordens, alterando a ação exibida, pausando ou retomando a simulação. O *browser* do usuário faz, assim, múltiplas requisições ao servidor, e como elas são assíncronas, não precisa aguardar a chegada da resposta para fazer novas requisições. Cada requisição que é recebida pelo R#2 (que atua como servidor HTTP por meio do Rook), resulta em uma consulta ao banco de dados. Uma vez recebida a informação do banco de dados, ela é repassada para o *browser*.

Na proposta do simulador para uso local o usuário não precisa instalar nada além do R (e seus pacotes), pois nesta configuração o banco de dados utilizados é o SQLite. O SQLite não é um servidor de banco de dados, mas um banco de dados em si, composto de um único arquivo. O R possui um pacote (RSQLite) que permite a leitura e gravação diretamente neste arquivo através de instruções SQL (*Structured Query Language*), que são compreendidas por qualquer banco de dados. Por ser compacto (o tamanho inicial pode ser tão pequeno quanto 4Kb), SQLite é utilizado, por exemplo, em diversos aplicativos dos *smartphones* atuais.

Como mostrado na [Figura 45](#), mesmo que apenas um agente externo utilize o sistema na versão local, haverá o acesso simultâneo de duas instâncias do R ao mesmo banco de dados. A primeira instância (R#1) é a que cuida do funcionamento do mercado artificial, sendo ela a responsável pela captura das ordens dos agentes externos inseridas no banco de dados e pelo armazenamento das informações que necessitem ser exibidas ao agente externo. A segunda instância (R#2) é a responsável por inserir ou excluir as ordens dos agentes externos, bem como requisitar as informações solicitadas por eles.

O SQLite não é nativamente preparado para lidar com requisições simultâneas. Após testes realizados, que indicaram erros decorrentes do acesso simultâneo, foi desenvolvida uma função que “emula” o comportamento dos servidores de bancos de dados: caso a tabela do banco de dados que está sendo acessada esteja bloqueada (“table lock”) por outra conexão, a função intercepta o erro da requisição corrente (utilizando a estrutura try-catch do próprio R), suspende a tentativa de conexão por alguns milissegundos (`Sys.sleep()`) e tenta novamente o acesso, até que este ocorra sem erros (i.e. a tabela destino não esteja bloqueada) ou um limite máximo de tentativas seja excedida.

A função desenvolvida, que substitui 3 linhas de comando no código original por mais de 500 linhas na tentativa de interceptar os possíveis erros, mostrou-se eficiente ao praticamente eliminar os erros decorrentes de acessos simultâneos. Porém, erros do tipo “database lock” ainda ocorrem de maneira rara e de forma que, a princípio, não conseguimos interceptar. A alternativa, neste caso, seria substituir o SQLite por um servidor de banco de dados (como o MySQL). Porém, isso obrigaria o usuário final a instalar um software a mais, cuja configuração não é tão trivial.

Outro problema verificado durante os testes foi uma instabilidade no servidor http do R. Com isso, após algum tempo de execução (que podem ser segundos, ou as vezes horas), o servidor deixa de responder às requisições, o que obriga o usuário a reiniciar tanto o mercado artificial quanto a instância servidora.

Estes problemas geram um conflito com a proposta original, de um simulador para funcionamento local baseado exclusivamente no R e com boa experiência para o usuário final, e por este motivo não levamos adiante a proposta do simulador para uso local.

6.3 Análise do funcionamento online do simulador

Na configuração de uso via *Web*, um servidor HTTP Apache, combinado com a extensão RApache, permite que as requisições que partem do navegador do usuário sejam direcionadas e executadas por instâncias do R em um servidor remoto. A Figura 46 mostra a estrutura básica do simulador *online*.

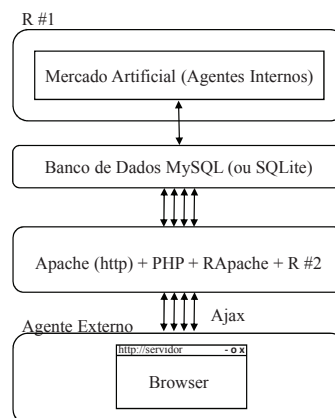


Figura 46 – Estrutura básica do funcionamento do simulador on-line.

Fonte: O autor.

De forma similar ao uso local, uma vez acessada a interface (neste caso através de uma url pública, a partir de qualquer computador com acesso à internet), ela periodicamente faz requisições Ajax ao servidor Apache, que utilizando a extensão RApache encaminha as requisições específicas do R para instâncias R no servidor. Estas instâncias se comunicam com o banco de dados e inserem ou obtêm as informações necessárias, que são retornadas ao servidor Apache, que despacha para o *browser* do usuário. Já a instância R que controla o mercado artificial, neste caso, é independente do Apache e também lê e grava informações necessárias no banco de dados.

Para esta configuração, o banco de dados utilizado no servidor é o MySQL, que é capaz de lidar com conexões simultâneas e não possui custos adicionais por licença. O R também possui bibliotecas que permitem o acesso a este banco de dados, que também suporta as instruções SQL. Desse modo, a estrutura básica de acesso ao banco de dados, seja pela versão local ou pela versão *online* do simulador são bastante similares.

Apesar da estrutura proposta ser funcional, *ainda está em desenvolvimento* para ser disponibilizada ao usuário final. Como o acesso é público, deve ser implementada toda a estrutura de autenticação do usuário (*login*), armazenamento de informações pessoais, procedimentos de recuperação de senha, etc. São necessários também intervenções que permitam isolar as atividades de cada usuário, bem como limitar a quantidade deles em um mercado artificial em funcionamento. Estas são apenas algumas das implementações necessárias para disponibilizar o simulador *online*, que ainda demandam um tempo razoável, em especial por não serem a especialidade do autor e do orientador deste trabalho, mas que não invalidam a estrutura proposta para o simulador e os resultados obtidos até aqui.

6.4 Impacto de Agentes Externos no Mercado Artificial

Uma questão que precisa ser respondida antes de disponibilizar o simulador para uso *online* é: “qual o impacto e qual a proporção de usuários (agentes) externos que podem ser permitidos no mercado artificial?”. Para simular o funcionamento do mercado com agentes externos, desenvolvemos um outro tipo de agente que chamamos de semiexterno. Este agente entra no mercado apenas com capital e sem ações, realiza negócios durante um período de tempo e, ao fim do seu tempo de operação, vende todas as suas ações e sai do mercado com o capital que conseguiu acumular. Após algum tempo ele é substituído por outro agente que entra no mercado somente com capital, comportando-se como o descrito anteriormente.

A quantidade de agentes semiexternos no teste realizado é de 50% dos agentes internos na Configuração Padrão 4 (CP4), i.e. 100 agentes. Todos entram no mercado ao longo dos primeiros 6 meses de funcionamento, com um capital de R\$50.000,00, sem ações e definem no momento em que entram o período durante o qual pretendem realizar negócios, período este que pode durar de 1 mês até 1 ano. A sua personalidade é igual a dos agentes internos, utilizando o mesmo mecanismo para determinação do preço de negociação, de acordo com a sua janela de volatilidade. Ao fim do tempo de operação, este agente semiexterno põe todas as suas ações à venda a um preço ligeiramente inferior ao preço de fechamento do dia anterior. Ele repete este comportamento sucessivamente até que consiga vender todas as suas ações e sai do mercado com o capital que conseguiu reunir. Depois que um agente semiexterno sai do mercado ele é

substituído por outro em algum momento que pode variar de 1 dia até no máximo 1 ano após a sua saída. Esse novo agente entra no mercado sem nenhuma ação e com capital de R\$50.000,00.

O objetivo desta simulação é observar o impacto que a entrada e saída de capital produz nos fatos estilizados e na série de preços. Agentes que ganhem mais que R\$50.000,00 durante o seu tempo de operação retiram capital do sistema (o que pode representar um período de crise), enquanto que os que saem com menos de R\$50.000,00 aumentam o capital do sistema, levando à valorização dos preços das ações no mercado.

A Figura 47 apresenta a média e o percentil 2,5% e 97,5% das séries de preço de fechamento. Nos primeiros anos observamos um aumento no preço médio das ações, isso ocorre devido à entrada dos agentes semiexternos no mercado. Esse movimento de entrada aumenta o capital total do sistema e causa um aumento nos preços das ações. Após esse período de 6 meses durante o qual os agentes semiexternos entram no sistema o preço das ações apresenta uma tendência de queda, causado pela saída do mercado de agentes semiexternos com um capital maior do que os agentes que entraram, no mesmo período. A diferença marcante em relação às simulações com a configuração CP4 é a não reversão à média no período observado, já esperada pelo fato do capital total não ser mais fixo ao longo do tempo. Não há evidências que o mercado artificial “quebre” com esta proporção de agentes semiexternos.

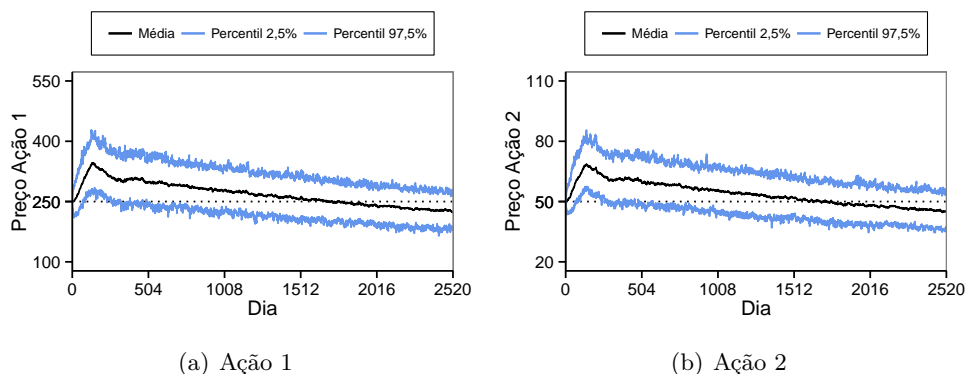


Figura 47 – Série de preço de fechamento, para a Ação 1, na configuração CP4 e com 100 agentes semiexternos.

Fonte: O autor.

A Figura 48 mostra a frequência de ocorrência dos fatos estilizados com o uso dos agentes semiexternos. O padrão observado é compatível com o observado ao longo de todo o trabalho, mostrando que a simples inclusão dos agentes externos não serão suficientes para atingir os níveis utilizados como padrão para a ocorrência dos fatos estilizados.

6.5 Considerações Finais

Uma das propostas deste trabalho era disponibilizar o simulador para uso local, na forma de um pacote para o R. Esta versão permitiria o uso local, independente de conexão com a internet. Para tanto foi proposto o uso do banco de dados SQLite, que não exigiria nada além da própria instalação do R para o usuário (e alguns pacotes, como o RSQLite e Rook). Os

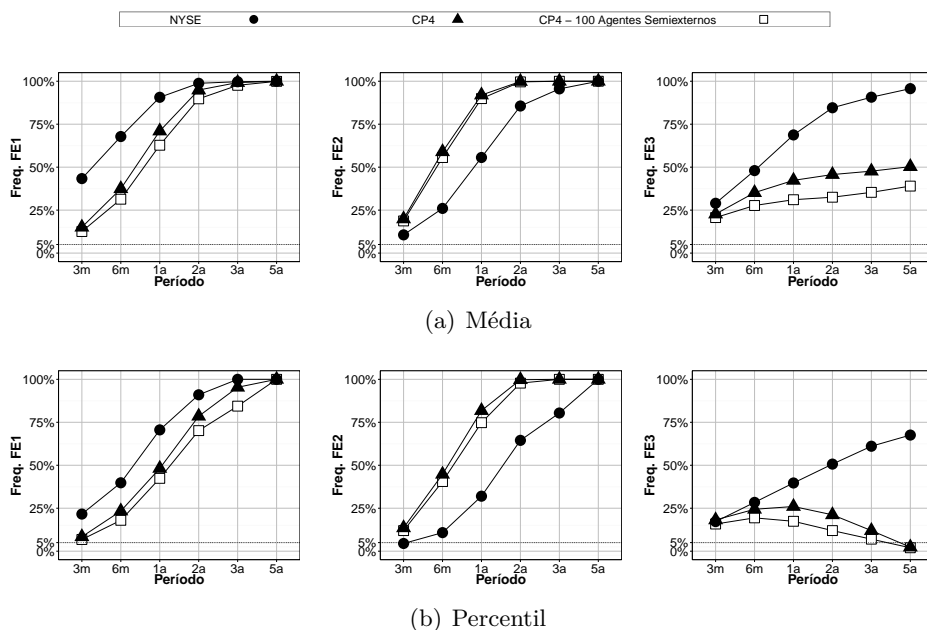


Figura 48 – Ocorrência dos fatos estilizados, para a Ação 1, na configuração CP4 com 100 agentes semiexternos.

Fonte: O autor.

resultados obtidos indicam que este objetivo não pode ser atingido. Refletindo um pouco mais sobre esta proposta, o uso do simulador localmente já exigiria do usuário “comum” habilidades “incomuns”, como a instalação do R e de alguns de seus pacotes, bem como a execução de alguns comandos no próprio R. Viabilizar a versão local com o uso de um servidor de banco de dados MySQL aumentaria a complexidade do simulador a um nível que não sustentaria mais o uso do simulador como uma ferramenta didática. Porém, o mercado artificial baseado em agentes (sem a interface de acesso) ainda pode ser, eventualmente, distribuído como um pacote para o R, para fins científicos.

A versão *online* do simulador, como discutido, é funcional mas ainda exige que todo o sistema de autenticação seja implementado para ser utilizado como ferramenta didática. Mas, antes disso, talvez seja necessário um passo atrás. Vem crescendo o uso de um pacote no R denominado Shiny, que torna mais simples a criação de aplicativos Web (que rodem no browser) que interagem com o R. No nosso simulador, o Shiny poderia ser responsável pela interface com o usuário (e apenas isso). Esta “facilidade” de uso do Shiny (exemplos utilizando os tutoriais disponíveis no site dos desenvolvedores podem ser feitos em minutos) pode levar ao equívoco de considerá-lo uma opção completa para a forma do simulador aqui proposta. Os exemplos em Shiny consistem em alterar um parâmetro e obter a reação do servidor a esta alteração (com as respectivas alterações na interface gráfica). Porém, o simulador proposto neste trabalho consiste na interação com um Mercado Artificial **enquanto** ele está em operação. Portanto, o uso do Shiny não eliminaria a necessidade da conexão entre pelo menos duas instâncias R. Ao mesmo tempo, esta “facilidade” em criar uma interface significa menos “flexibilidade” para criá-la.

Um dos nossos objetivos é criar uma interface visualmente similar à um *Home Broker*, o

que provavelmente não é possível utilizando simplesmente os *widgets*¹ fornecidos no Shiny. Em uma forma de uso mais avançada do Shiny, é possível substituir a interface com o usuário por uma desenvolvida em HTML/CSS/JavaScript, que é o nosso caso. Aí perderíamos a “vantagem” do uso no Shiny, mas podemos ganhar na forma de comunicação com o servidor, que não é feita por padrão em Ajax. Em outras palavras, precisamos estudar o uso avançado do Shiny para determinar se ele é uma alternativa para o simulador que propomos, pois esta será a pergunta que receberemos caso o simulador seja futuramente submetido à algum periódico: “por que vocês não utilizaram o Shiny?”. Neste momento, não sabemos se é viável o uso do Shiny, mas se for, ele deve ser utilizado, pois trata-se de um pacote mais recente, com uso crescente e, provavelmente, com atualizações garantidas por um bom horizonte de tempo.

Seja em uma versão local ou *online*, ao disponibilizarmos para o uso, o simulador deve propiciar ao usuário uma boa experiência, ou corremos o risco de, ao primeiro “erro”, afastarmos os usuários. Isso significa que testes exaustivos devem ser feitos no simulador, especialmente na interface com o usuário, antes de liberá-lo para uso. Esta é mais uma razão pela qual decidimos não fazê-lo neste instante.

A quantidade de agentes externos suportado pelo Mercado Artificial proposto ainda precisa ser melhor estudada. Os resultados do teste realizado indicam que uma quantidade de até 50% dos agentes internos parece não levar ao mal funcionamento do Mercado Artificial. Porém, testes com agentes “técnicos”, ou seja, que operam com o auxílio de análises técnicas, devem sere realizados para verificar se este tipo de estratégia pode levar o Mercado Artificial com agentes aleatórios à ruína.

¹ Controles como listas, botões e caixas de seleção (entre outros) que são encapsulados para o usuário na forma de comandos simplificados.

7 Conclusões

Neste trabalho tivemos como objetivo desenvolver um simulador com fins educativos no intuito de facilitar o aprendizado e a entrada de novos investidores em bolsas de valores. Para tanto fizemos um levantamento sobre mercados financeiros, mercados de capitais e bolsas de valores, e do objeto de interesse, as ações, além de verificar os métodos de investimento na BM&FBovespa. Em seguida realizamos uma pesquisa bibliográfica no intuito de analisar os impactos que a simulação pode trazer para o ensino e verificamos as características, vantagens e desvantagens dos simuladores de bolsa de valores existentes. Após isso, buscamos uma alternativa na literatura para esse simuladores na forma de mercados financeiros artificiais.

Depois, definimos as características necessárias para nosso simulador e a proposta de estruturá-lo em duas partes: o mercado artificial e a estrutura de acesso ao mercado. O mercado artificial possui agentes internos com personalidades baseadas no trabalho de [Raberto et al. \(2001\)](#) e um mecanismo de formação de preço baseado no *Order-driven Market*. Para o acesso ao mercado definimos como estrutura básica uma interface com o usuário, duas instâncias em R, uma responsável pelo funcionamento do mercado artificial e a outra por atuar como um servidor HTTP, e um banco de dados que viabilize a comunicação entre as duas instâncias.

Definimos a primeira configuração padrão CP1 parcialmente baseada nos parâmetros de [Raberto et al. \(2001\)](#). Em seguida determinamos uma metodologia de avaliação de frequência de ocorrência de fatos estilizados do mercado através de amostragem e com duas métricas: a média e o percentil 5% de ocorrência. Aplicamos a metodologia em 970 séries de preço da Bolsa de Valores de Nova Iorque para termos um parâmetro de comparação para o nosso mercado artificial.

Ao analisar o desempenho da configuração CP1, constatamos que ela apresentou frequência de fatos inferior ao encontrado na NYSE. Além disso ela não apresentou um comportamento de reversão à média em 100% das séries como seria esperado em um sistema fechado (sem entrada e saída de capital). Após analisar simulações de 100 anos verificamos que após 20 anos de funcionamento o mercado apresentava chance de “quebrar”, i.e. pelo menos uma das duas ações deixava de ser negociadas em razão de um agente ser capaz de acumular a maior parte do capital e ações do mercado. Levantamos a hipótese de que essa situação poderia estar relacionada com a distribuição de capital inicial segundo a Lei de Zipf, que implica em agentes com muito capital no início do mercado. As simulações com distribuição de capital fixa mostraram que a nossa hipótese estava correta, e definimos a nova configuração padrão CP2 alterando a distribuição inicial de capital para uma quantia fixa.

Apesar de resolver o problema com as séries de preço, a mudança para a configuração CP2 resultou em uma redução na frequência de ocorrência de fatos estilizados. Após testar variações alterando o número de agentes, fixando a janela de volatilidades de todos os agentes e variando o parâmetro k para 2, chegamos à conclusão que este último aumenta a frequência de fatos estilizados. Testamos então se aumentar ainda mais esse parâmetro para $k = 3,5$ seria melhor

para o mercado. Os resultados apontaram não haver uma diferença significativa na frequência de ocorrência de fatos estilizados entre $k = 2$ e $k = 3,5$, entretanto as séries de preço mostraram oscilações muito grandes e uma volatilidade 4 vezes maior para $k = 3,5$. Assim, definimos a configuração padrão CP3 alterando o valor de k de $k = 1$ para $k = 2$.

Comparando as séries artificiais com as séries de preço da PETR4 percebemos que a volatilidade do mercado artificial na configuração CP4 é maior (10 vezes) que a volatilidade da ação da PETR4 em um período de 10 anos. Isso implica em séries de preço com maiores oscilações, tanto em quantidade quanto em amplitude. Testamos novamente uma janela fixa de volatilidade igual a 20 dias para todos os agentes. Os resultados apontaram que esta mudança possui influência negativa na formação do fato FE2. Em seguida testamos aumentar o número de agentes para 200, que resultou em uma série de preços mais suave, com oscilações de menor amplitude, uma volatilidade mais que 50% menor e um impacto neutro na frequência de ocorrência de fatos estilizados. Logo, determinamos a nova configuração padrão CP4 alterando a quantidade de agentes internos do mercado de 100 para 200.

Em seguida realizamos uma análise de sensibilidade variando a probabilidade de compra, a volatilidade inicial do mercado artificial e o número de agentes. No primeiro caso foi possível ver a reação dos preços das ações para as diferentes probabilidades de compra, seguindo o comportamento esperado de aumento no preço da ação ao aumentar a probabilidade de compra, e vice-versa. O segundo teste nos permitiu concluir que a volatilidade inicial definida para as ações do modelo não influenciam no seu funcionamento, já que o próprio mercado artificial é responsável por definir a volatilidade das ações.

O terceiro teste nos possibilitou avaliar o impacto do aumento do número de agentes no mercado (400 e 800 agentes). Esse aumento resulta em um *book* de ofertas mais verossímil com *gaps* entre os preços das ordens cada vez menores. Também pudemos ratificar a afirmação de [Raberto et al. \(2001\)](#) que o aumento do número de agentes possui influência negativa na formação de fatos estilizados, principalmente o FE1. O aumento do número de agentes também causa uma redução gradual nas oscilações dos preços, do mesmo modo que a volatilidade também é reduzida.

Comparamos os resultados obtidos na configuração CP4 com duas ações da BM&FBovespa, PETR4 e VALE5, as ações preferenciais da Petrobrás e da Vale, respectivamente. Percebemos que as oscilações nas séries de preço das ações do mercado artificial continuam superiores às oscilações do mercado real, assim como a sua volatilidade é 4 vezes maior. Além disso o volume percentual negociado dessas ações é bastante inferior (<1%) do que o encontrado no mercado artificial (19%) em razão da maior quantidade de ações, capital e agentes negociando no mundo real. Outra característica analisada, o retorno, apresenta uma distribuição mais acentuada nas ações PETR4 e VALE5, enquanto que para as ações do mercado artificial ela está melhor distribuída ao redor da média.

Infelizmente, apesar de apresentar uma frequência razoável, não conseguimos atingir os padrões da NYSE na frequência de ocorrência de fatos estilizados na configuração padrão CP4, indicando que os parâmetros do simulador devem ser estudados ainda mais. Outro ponto importante é que as séries de preço apresentam um comportamento de reversão à média e

aparentam estar “andando de lado”, sem valorização ou desvalorização ao longo do tempo, o que pode ser prejudicial para o uso educacional do simulador, já que possibilita ao usuário prever os preços das ações. Uma alternativa para mitigar essa situação seria a variação dos parâmetros ao longo do tempo, como por exemplo variar a probabilidade de compra dos agentes internos à cada dia de tal modo que o agente externo não seja capaz de prever o preço do mercado.

Também chegamos à conclusão que diferentes quantidades de agentes internos exigem diferentes configurações dos parâmetros do mercado, sendo impossível definir uma configuração estática que consiga reproduzir fatos estilizados em uma frequência considerável para tamanhos de mercado diferentes. Outra conclusão relevante sobre nosso modelo foi que as mudanças no mecanismo de negociação de ações (*book* de ordens) e na janela de volatilidade (variável), em comparação com [Raberto et al. \(2001\)](#) que utilizou o *Clearing House* e janela de volatilidade fixa, nos permitiram gerar fatos estilizados sem a implementação de mecanismos de propagação de informação, e.g. formação de clusters.

A interface com o usuário foi criada com base em um *Home Broker* real utilizando as linguagens HTTP, CSS e JavaScript. Ela apresenta todas as características necessárias para simular a realização de negócios em uma bolsa de valores, permitindo ao usuário verificar as ordens no *book*, emitir e cancelar ordens, verificar gráficos das séries de preços das ações e a sua carteira de ações, entre outras informações.

Foram realizados testes do funcionamento local do simulador utilizando duas instâncias do R, uma delas responsável por reproduzir o mercado artificial e a outra por atuar como servidor HTTP através do pacote Rook. A ideia original de utilizar um banco de dados no formato SQLite para a utilização local se mostrou inviável devido à sua incapacidade de lidar com acessos simultâneos, que ocorrem mesmo na situação em que um único usuário externo interage com o simulador. Apesar de conseguirmos evitar 99% dos erros de acesso ao banco de dados, que são do tipo “table lock”, não conseguimos interceptar e contornar 1% dos casos de erro em que acontece o “database lock”. A nossa alternativa para o SQLite seria utilizar um servidor MySQL para o modo local, entretanto isso aumentaria a complexidade de uso do simulador à um nível incompatível com o proposto nesse trabalho. Outro problema encontrado durante os testes foi a instabilidade do servidor HTTP disponibilizado pelo pacote Rook que para de responder após algum tempo de uso. Devido às dificuldades encontradas chegamos à conclusão que o formato de distribuição do simulador através de um pacote no R é inviável neste momento.

A análise do funcionamento *online* revelou que a estrutura proposta para o simulador utilizando o MySQL é funcional, em grande parte devido à eliminação das restrições de acessos simultâneos encontrados no SQLite. Entretanto, ela ainda não está pronta para ser disponibilizada para o usuário final devido à necessidade de implementação de mecanismos de autenticação do usuário, o que demandaria um tempo maior que o disponível para a conclusão deste trabalho.

Uma preocupação constante durante o desenvolvimento do trabalho foi com a experiência do usuário que deve ser boa durante todo o processo de modo a não afastá-lo devido à ocorrência de erros. Assim, decidimos realizar testes exaustivos no simulador antes de liberá-lo para o usuário final ao invés de liberar uma versão com chances (mesmo que pequenas) de ocorrerem erros que possam afastá-lo definitivamente. Uma alternativa para o desenvolvimento do simulador

da forma proposta no trabalho é o uso do pacote Shiny do R, que facilita a criação de aplicações WEB. Entretanto essa alternativa deve ser analisada com mais cuidado, pois ao mesmo tempo em que ela pode facilitar a programação da interface de nosso simulador, também pode limitar o seu funcionamento.

Por fim, simulamos o mercado artificial na configuração padrão CP4 com o que definimos como agente semiexternos. Esse agente entra no mercado somente com capital e realiza negociações durante um tempo de operação. Ao fim desse tempo ele vende todas as suas ações e sai do mercado com o capital que conseguiu acumular, sendo substituído por outro posteriormente. O nosso objetivo com esse teste foi observar o impacto desse movimento de entrada e saída de agentes (e consequentemente capital) nos preços das ações. Os resultados indicaram que desse modo os preços das ações deixam de apresentar um comportamento de reversão à média, sem necessariamente “quebrar” o mercado, além de indicar que somente a inclusão dos agentes externos não é suficiente para aumentar a frequência de fatos estilizados. Porém, mais testes devem ser realizados para determinar a proporção máxima de agentes externos suportada pelo mercado artificial.

Em suma, concluímos que os objetivos específicos do trabalho foram parcialmente alcançados. Fomos bem sucedidos em construir um modelo de mercado artificial de ações funcional, utilizando como base os modelos existentes na literatura, assim como uma nova metodologia para a avaliação da frequência de fatos estilizados no modelo. A comparação de séries de preço de ações geradas pelo modelo com de ações da NYSE utilizando a metodologia proposta apresentou resultados satisfatórios para períodos analisados de 5 anos, ao contrário do observado em períodos menores. A interface proposta para o simulador, similar à de um Home Broker, foi desenvolvida utilizando as linguagens HTML/CSS/JavaScript e se mostra funcional. O último objetivo específico, referente à distribuição do simulador para uso local e online, não pôde ser concluído já que apresentou certas limitações. O funcionamento local foi descartado devido às dificuldades de implementação já citados, enquanto que a versão online é um trabalho em progresso que deve ser melhorada continuamente.

7.1 Sugestões para trabalhos futuros

Apesar de apresentar frequências de ocorrência de fatos estilizados consideráveis, tanto para a média quanto para o percentil 5%, o nosso modelo foi incapaz de atingir os valores apresentados pela NYSE em todos os tamanhos de períodos analisados. Assim, uma sugestão para trabalhos futuros envolve testar mais a fundo os parâmetros do modelo, aplicando por exemplo alguma ferramenta de otimização, de modo a definir uma configuração para o mercado artificial que atinja os padrões da NYSE (i.e. definir como a função objetivo o desempenho similar ao observado na NYSE, variando-se alguns dos parâmetros do mercado artificial). Uma ideia que pode ser benéfica nesse sentido é a implementação de um mecanismo utilizado por [Raberto et al. \(2001\)](#), que não foi abordado em nosso trabalho, que é a propagação de informação entre os agentes internos, através da formação de *clusters*, por exemplo.

Outra sugestão seria de implementar características que tornem o funcionamento do mercado mais verossímil, e.g. pagamento de dividendos, cobrança de taxas de corretagem e

custódia e probabilidades de compra separadas para cada ação relacionada com o retorno. É importante ressaltar que essas mudanças devem ser feitas individualmente para que seja possível observar qual o impacto de cada uma no funcionamento do mercado e na ocorrência de fatos estilizados. Além disso, como dito anteriormente, deve ser verificada a viabilidade do uso do pacote Shiny do R para a criação da interface do simulador para determinar se e como é possível utilizá-la com os propósitos definidos neste trabalho.

Finalmente, mas não menos importante, a sugestão de efetivamente implementar o sistema de autenticação para permitir o uso por um conjunto inicialmente limitado de pessoas, para que a experiência do usuário final com o simulador proposto possa ser progressivamente melhorado.

Referências

- ANSCOMBE, F.; GLYNN, W. J. Distribution of the kurtosis statistic b_2 for normal samples. *Biometrika*, Biometrika Trust, v. 70, n. 1, p. 227–234, 1983. Citado 2 vezes nas páginas 48 e 65.
- ARTHUR, W. B.; DURLAUF, S. N.; LANE, D. A. *The economy as an evolving complex system II*. [S.l.]: Addison-Wesley Reading, MA, 1997. Citado na página 38.
- BAK, P.; PACZUSKI, M.; SHUBIK, M. Price variations in a stock market with many agents. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 246, n. 3, p. 430–453, 1997. Citado na página 51.
- Banco Central do Brasil. *Taxa Selic - Dados diários*. 2014. Acessado em: 30-06-2014. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br/?SELICDIARIOS>>. Citado na página 17.
- BARGER, T. *Financial institutions*. [S.l.]: World Bank Publications, 1998. Citado na página 22.
- BM&FBovespa. 2014. Acessado em: 20-05-2014. Disponível em: <<http://www.bmfbovespa.com.br/>>. Citado 6 vezes nas páginas 18, 26, 29, 30, 87 e 89.
- BÖHM-BAWERK, E. The positive theory of capital, translated by w. Smart, *New York: GE Stechert (originally published in German in 1888)*, 1891. Citado 2 vezes nas páginas 38 e 39.
- BRANDOUY, O. et al. A re-examination of the "zero is enough" hypothesis in the emergence of financial stylized facts. *Journal of Economic Interaction and Coordination*, Springer, v. 7, n. 2, p. 223–248, 2012. Citado 4 vezes nas páginas 38, 46, 47 e 50.
- CAVALCANTE, F.; MISUMI, J.; RUDGE, L. *Mercado de capitais: o que é, como funciona*. [S.l.]: ELSEVIER, 2005. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 28.
- CHALLET, D.; ZHANG, Y.-C. Emergence of cooperation and organization in an evolutionary game. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 246, n. 3, p. 407–418, 1997. Citado na página 53.
- CHIARELLA, C.; IORI, G. A simulation analysis of the microstructure of double auction markets*. *Quantitative Finance*, Taylor & Francis, v. 2, n. 5, p. 346–353, 2002. Citado na página 46.
- CHWIF, L.; BARRETTO, M. R. P. Perspectives on simulation in education and training: simulation models as an aid for the teaching and learning process in operations management. In: WINTER SIMULATION CONFERENCE. *Proceedings of the 35th conference on Winter simulation: driving innovation*. [S.l.], 2003. p. 1994–2000. Citado na página 35.
- CINCOTTI, S. et al. Who wins? study of long-run trader survival in an artificial stock market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 324, n. 1, p. 227–233, 2003. Citado 5 vezes nas páginas 19, 43, 44, 46 e 52.
- COHEN, K. J. et al. Limit orders, market structure, and the returns generation process. *The Journal of Finance*, Wiley Online Library, v. 33, n. 3, p. 723–736, 1978. Citado 3 vezes nas páginas 37, 38 e 50.
- CONT, R. Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues. Taylor & Francis, 2001. Citado 3 vezes nas páginas 20, 47 e 50.

- CONT, R.; BOUCHAUD, J.-P. Herd behavior and aggregate fluctuations in financial markets. *Macroeconomic dynamics*, Cambridge Univ Press, v. 4, n. 02, p. 170–196, 2000. Citado na página 50.
- DANIELSSON, J. *Financial risk forecasting: The theory and practice of forecasting market risk with implementation in R and Matlab*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2011. Citado 3 vezes nas páginas 49, 50 e 65.
- DEMETRIADES, P. O.; HUSSEIN, K. A. Does financial development cause economic growth? time-series evidence from 16 countries. *Journal of development Economics*, Elsevier, v. 51, n. 2, p. 387–411, 1996. Citado na página 22.
- DESHPANDE, A. A.; HUANG, S. H. Simulation games in engineering education: A state-of-the-art review. *Computer Applications in Engineering Education*, Wiley Online Library, v. 19, n. 3, p. 399–410, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 33 e 35.
- DEVORE, J. L.; SILVA, J. P. N. da. *Probabilidade e estatística: para engenharia e ciências*. [S.l.]: Pioneira Thomson Learning, 2006. Citado na página 44.
- DICKEY, D. A.; FULLER, W. A. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American statistical association*, Taylor & Francis, v. 74, n. 366a, p. 427–431, 1979. Citado na página 44.
- DIXIT, A. K.; PINDYCK, R. S. Investment under uncertainty, 1994. *Princeton UP, Princeton*, 1994. Citado na página 43.
- ELLINGTON, H. et al. *Games and Simulations in Science Education*. [S.l.]: ERIC, 1981. Citado na página 33.
- FARIA, A. J. Business simulation games: Current usage levels-an update. *Simulation & Gaming*, Sage Publications, v. 29, n. 3, p. 295–308, 1998. Citado na página 34.
- Folhainvest. 2014. Acessado em: 25-05-2014. Disponível em: <<http://folhainvest.folha.com.br/>>. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 19.
- FORTUNA, E. *Mercado financeiro: produtos e serviços*. [S.l.]: Qualitymark Editora Ltda, 2010. Citado na página 29.
- FULLER, W. A. *Introduction to Statistical Time Series*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 1996. Citado na página 45.
- GALVÃO, J. R.; MARTINS, P. G.; GOMES, M. R. Modeling reality with simulation games for a cooperative learning. In: SOCIETY FOR COMPUTER SIMULATION INTERNATIONAL. *Proceedings of the 32nd conference on Winter simulation*. [S.l.], 2000. p. 1692–1698. Citado na página 34.
- GLASSERMAN, P. *Monte Carlo methods in financial engineering*. [S.l.]: Springer, 2004. Citado na página 67.
- GODE, D. K.; SUNDER, S. Allocative efficiency of markets with zero-intelligence traders: Market as a partial substitute for individual rationality. *Journal of political economy*, v. 101, n. 1, p. 119, 1993. Citado 3 vezes nas páginas 38, 46 e 51.
- HANSON, J. M.; SINCLAIR, K. E. Social constructivist teaching methods in australian universities—reported uptake and perceived learning effects: a survey of lecturers. *Higher Education Research & Development*, Taylor & Francis, v. 27, n. 3, p. 169–186, 2008. Citado na página 34.

- HOMMES, C. H. Heterogeneous agent models in economics and finance. *Handbook of computational economics*, Elsevier, v. 2, p. 1109–1186, 2006. Citado na página 38.
- KING, R. G.; LEVINE, R. Finance and growth: Schumpeter might be right. *The quarterly journal of economics*, Oxford University Press, v. 108, n. 3, p. 717–737, 1993. Citado na página 22.
- KIRCHLER, M.; HUBER, J. Fat tails and volatility clustering in experimental asset markets. *Journal of Economic Dynamics and Control*, Elsevier, v. 31, n. 6, p. 1844–1874, 2007. Citado na página 48.
- KIRCHLER, M.; HUBER, J. An exploration of commonly observed stylized facts with data from experimental asset markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 388, n. 8, p. 1631–1658, 2009. Citado na página 49.
- KOLB, D. A. *Experiential learning: Experience as the source of learning and development*. [S.l.]: Prentice-Hall Englewood Cliffs, NJ, 1984. Citado na página 34.
- LEBARON, B. Agent-based computational finance: Suggested readings and early research. *Journal of Economic Dynamics and Control*, Elsevier, v. 24, n. 5, p. 679–702, 2000. Citado na página 46.
- LEBARON, B.; ARTHUR, W. B.; PALMER, R. Time series properties of an artificial stock market. *Journal of Economic Dynamics and control*, Elsevier, v. 23, n. 9, p. 1487–1516, 1999. Citado na página 38.
- LEBARON, B.; ARTHUR, W. B.; PALMER, R. Time series properties of an artificial stock market. *Journal of Economic Dynamics and control*, Elsevier, v. 23, n. 9, p. 1487–1516, 1999. Citado na página 47.
- LÉGER, P.-M. Using a simulation game approach to teach enterprise resource planning concepts. *Journal of Information Systems Education*, v. 17, n. 4, 2006. Citado na página 35.
- LEVINE, R.; ZERVOS, S. Stock market development and long-run growth. *The World Bank Economic Review*, World Bank, v. 10, n. 2, p. 323–339, 1996. Citado na página 22.
- LEVY, H.; LEVY, M.; SOLOMON, S. *Microscopic simulation of financial markets: from investor behavior to market phenomena*. [S.l.]: Academic Press, 2000. Citado 2 vezes nas páginas 38 e 50.
- LEVY, M.; LEVY, H.; SOLOMON, S. A microscopic model of the stock market: cycles, booms, and crashes. *Economics Letters*, Elsevier, v. 45, n. 1, p. 103–111, 1994. Citado na página 38.
- LI, T.; ZHONG-YING, Q.; HONG-YUAN, N. A study of agricultural futures market simulation based on sbl model. In: IEEE. *Management Science and Engineering, 2009. ICMSE 2009. International Conference on*. [S.l.], 2009. p. 1297–1302. Citado na página 44.
- LICALZI, M.; PELLIZZARI, P. Fundamentalists clashing over the book: a study of order-driven stock markets. *Quantitative finance*, Taylor & Francis, v. 3, n. 6, p. 470–480, 2003. Citado 5 vezes nas páginas 41, 42, 47, 52 e 62.
- LICALZI, M.; PELLIZZARI, P. Breeds of risk-adjusted fundamentalist strategies in an order-driven market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 359, p. 619–633, 2006. Citado na página 19.
- LIU, X.; GREGOR, S.; YANG, J. The effects of behavioral and structural assumptions in artificial stock market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 387, n. 11, p. 2535–2546, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 47 e 52.

- LIU, X.; LIANG, X.; TANG, B. Minority game and anomalies in financial markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 333, p. 343–352, 2004. Citado 2 vezes nas páginas 47 e 53.
- LIU, X.-H.; LIANG, X.-B.; WANG, N.-J. Emergence of trend trading and its effects in minority game. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 369, n. 2, p. 771–779, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 47 e 53.
- LJUNG, G. M.; BOX, G. E. On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*, Biometrika Trust, v. 65, n. 2, p. 297–303, 1978. Citado 2 vezes nas páginas 49 e 65.
- LOPES, A. *Curso de mercado financeiro: tópicos especiais*. [S.l.]: Atlas, 2006. Citado 4 vezes nas páginas 22, 23, 25 e 30.
- LUX, T.; MARCHESI, M. Volatility clustering in financial markets: A microsimulation of interacting agents. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, World Scientific, v. 3, n. 04, p. 675–702, 2000. Citado na página 38.
- LYNCH, D. *Economic Growth and Financial Sector Development*. [S.l.]: Centre for Studies in Money, Banking and Finance, Macquarie University, 1994. Citado na página 22.
- MARCHESI, M. et al. The genoa artificial stock market: Microstructure and simulations. In: *Heterogenous Agents, Interactions and Economic Performance*. [S.l.]: Springer, 2003. p. 277–289. Citado na página 52.
- MARCOS, A. Modelling cooperative multimedia support for software development and stand-alone environments. *Darmstadt University of Technology, Dept. of Computer Science, IGD-A6*, 1997. Citado na página 35.
- MARKOWITZ, H. Portfolio selection*. *The journal of finance*, Wiley Online Library, v. 7, n. 1, p. 77–91, 1952. Citado na página 43.
- MASLOV, S. Simple model of a limit order-driven market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 278, n. 3, p. 571–578, 2000. Citado 7 vezes nas páginas 19, 41, 46, 47, 49, 52 e 64.
- MATASSINI, L.; FRANCI, F. On financial markets trading. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 289, n. 3, p. 526–542, 2001. Citado 6 vezes nas páginas 19, 42, 43, 46, 52 e 61.
- MENDELSON, H. Market behavior in a clearing house. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, JSTOR, p. 1505–1524, 1982. Citado 5 vezes nas páginas 37, 38, 39, 43 e 50.
- MORONEY, W. F.; MORONEY, B. W. Flight simulation. *Handbook of aviation human factors*, p. 355–388, 1999. Citado na página 33.
- NETO, A. *Mercado Financeiro*. [S.l.]: Atlas, 2012. Citado 5 vezes nas páginas 23, 24, 25, 26 e 28.
- New York Security Exchange. 2014. Acessado em: 09-06-2014. Disponível em: <<https://www.nyse.com/>>. Citado na página 27.
- NICOLAU, J. *Modelação de Séries Temporais Financeiras*. [S.l.]: ISEG/UTL & CEMAPRE, 2011. Citado 3 vezes nas páginas 20, 47 e 48.
- NYSE Market Data. 2014. Acessado em: 09-06-2014. Disponível em: <<http://www.nyxdata.com/Data-Products/Facts-and-Figures>>. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 27.

- OCHOA, A. Simulation and gaming: Simile or synonym? *Peabody Journal of Education*, Taylor & Francis, v. 47, n. 2, p. 104–107, 1969. Citado na página 33.
- OLIVEIRA, M. D. d. *Introdução ao Mercado de Ações: o que é, para que serve, sua importância*. [S.l.]: Belo Horizonte: Comissão Nacional de Bolsas de Valores, 1983. Citado 3 vezes nas páginas 22, 23 e 27.
- OLIVEIRA, V. I. d.; GALVÃO, A.; RIBEIRO, E. *Mercado Financeiro: uma abordagem prática dos principais produtos e serviços*. [S.l.]: Campus: Rio de Janeiro, 2006. Citado na página 28.
- OTHMAN, A. Zero-intelligence agents in prediction markets. In: INTERNATIONAL FOUNDATION FOR AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS. *Proceedings of the 7th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems-Volume 2*. [S.l.], 2008. p. 879–886. Citado na página 51.
- PALMER, R. et al. Artificial economic life: a simple model of a stockmarket. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, Elsevier, v. 75, n. 1, p. 264–274, 1994. Citado na página 51.
- PARKES, D. C.; HUBERMAN, B. A. Multiagent cooperative search for portfolio selection. *Games and Economic Behavior*, Elsevier, v. 35, n. 1, p. 124–165, 2001. Citado na página 43.
- PASIN, F.; GIROUX, H. The impact of a simulation game on operations management education. *Computers & Education*, Elsevier, v. 57, n. 1, p. 1240–1254, 2011. Citado 4 vezes nas páginas 33, 34, 35 e 36.
- PECK, K.; JONASSEN, D.; WILSON, B. Learning with technology: A constructivist perspective. *Upper Saddle River, NJ: Merrill*, 1999. Citado na página 34.
- PETRANEK, C. A maturation in experiential learning: Principles of simulation and gaming. *Simulation & Gaming*, Sage Publications, v. 25, n. 4, p. 513–523, 1994. Citado na página 35.
- PHILPOT, T. A. et al. Games as teaching tools in engineering mechanics courses. In: *Proceedings of the American Society of Engineering Education*. [S.l.: s.n.], 2003. Citado na página 35.
- PINHEIRO, J. *Mercado de capitais: fundamentos e técnicas*. [S.l.]: Atlas, 2006. Citado 7 vezes nas páginas 22, 23, 24, 25, 27, 28 e 30.
- PONTA, L.; RABERTO, M.; CINCOTTI, S. A multi-assets artificial stock market with zero-intelligence traders. *EPL (Europhysics Letters)*, IOP Publishing, v. 93, n. 2, p. 28002, 2011. Citado 3 vezes nas páginas 38, 46 e 53.
- PRADO, M. et al. A influência do excesso de confiança e do otimismo no comportamento de investidores. *XIII Seminários em Administração*, 2010. Citado na página 37.
- RABERTO, M.; CINCOTTI, S. Modeling and simulation of a double auction artificial financial market. *Physica A: Statistical Mechanics and its applications*, Elsevier, v. 355, n. 1, p. 34–45, 2005. Citado 3 vezes nas páginas 41, 52 e 84.
- RABERTO, M. et al. Agent-based simulation of a financial market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 299, n. 1, p. 319–327, 2001. Citado 26 vezes nas páginas 19, 38, 43, 44, 47, 52, 54, 55, 56, 58, 61, 62, 63, 64, 70, 75, 76, 84, 85, 86, 92, 93, 103, 104, 105 e 106.
- RAMSEY, J. B. On the existence of macro variables and of macro relationships. *Journal of Economic Behavior & Organization*, Elsevier, v. 30, n. 3, p. 275–299, 1996. Citado na página 51.

- RANDEL, J. M. et al. The effectiveness of games for educational purposes: A review of recent research. *Simulation & Gaming*, Sage Publications, v. 23, n. 3, p. 261–276, 1992. Citado na página 35.
- RIIS, J. O. *Simulation games and learning in production management*. [S.l.]: Springer, 1995. Citado na página 35.
- ROCCA, M.; SILVA, M. da; CARVALHO, A. de. *Mercado de capitais e a retomada do crescimento econômico*. BOVESPA, 1998. Disponível em: <<http://books.google.com.br/books?id=ObylHAAACAAJ>>. Citado na página 22.
- ROGANTE, S. *Mercado financeiro brasileiro: mudanças esperadas para adaptação a um ambiente de taxas de juros declinantes*. [S.l.]: Atlas, 2009. (Série academia-empresa). Citado 4 vezes nas páginas 22, 23, 31 e 32.
- ROGERS, L. Developing simulations in multi-user virtual environments to enhance healthcare education. *British Journal of Educational Technology*, Wiley Online Library, v. 42, n. 4, p. 608–615, 2011. Citado na página 34.
- RUBEN, B. D. Simulations, games, and experience-based learning: The quest for a new paradigm for teaching and learning. *Simulation & Gaming*, Sage Publications, v. 30, n. 4, p. 498–505, 1999. Citado na página 34.
- SAMANIDOU, E. et al. Agent-based models of financial markets. *Reports on Progress in Physics*, IOP Publishing, v. 70, n. 3, p. 409, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 38 e 49.
- SCARP, L.; FERREIRA, A.; TRINDADE, A. Avaliação de modelos e mercados artificiais com base na frequência de ocorrência de fatos estilizados. *XLVI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, 2014. Citado na página 64.
- SCHUMPETER, J. A. *The theory of economic development: An inquiry into profits, capital, credit, interest, and the business cycle*. [S.l.]: Transaction Publishers, 1934. Citado na página 22.
- Securities and Exchange Commission. 2014. Acessado em: 10-06-2014. Disponível em: <<https://www.sec.gov/>>. Citado na página 27.
- STEIGLITZ, K.; SHAPIRO, D. Simulating the madness of crowds: price bubbles in an auction-mediated robot market. *Computational Economics*, Springer, v. 12, n. 1, p. 35–59, 1998. Citado na página 51.
- TORRES, M.; MACEDO, J. Learning sustainable development with a new simulation game. *Simulation & Gaming*, Sage Publications, v. 31, n. 1, p. 119–126, 2000. Citado na página 35.
- Trading Economics. 2014. Acessado em: 23-07-2014. Disponível em: <<http://www.tradingeconomics.com/>>. Citado 4 vezes nas páginas 17, 18, 19 e 24.
- TRAHAN, E. A.; GITMAN, L. J. Bridging the theory-practice gap in corporate finance: a survey of chief financial officers. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, Elsevier, v. 35, n. 1, p. 73–87, 1995. Citado na página 17.
- TRAPLETTI, A.; HORNIK, K. *tseries: Time Series Analysis and Computational Finance*. 2013. R package version 0.10-32. Disponível em: <<http://CRAN.R-project.org/package=tseries>>. Citado na página 46.
- TRINDADE, A.; FERREIRA, A.; SCARP, L. Análise do desempenho de um mercado artificial com base na ocorrência de fatos estilizados. *XXXIV Encontro Nacional de Engenharia de Produção*, 2014. Citado na página 64.

- WEI-XING, Z. et al. *Investment strategies used as spectroscopy of financial markets reveal new stylized facts*. [S.l.], 2011. Citado 3 vezes nas páginas 43, 47 e 51.
- WOLFE, J. A history of business teaching games in english-speaking and post-socialist countries: the origination and diffusion of a management education and development technology. *Simulation & Gaming*, Sage Publications, v. 24, n. 4, p. 446–463, 1993. Citado na página 34.
- WOOLDRIDGE, J. *Introductory econometrics: A modern approach*. [S.l.]: Cengage Learning, 2012. Citado na página 44.
- World Federation of Exchanges. 2014. Acessado em: 17-06-2014. Disponível em: <<http://world-exchanges.org/statistics>>. Citado 3 vezes nas páginas 24, 25 e 28.
- Yahoo Finance. 2014. Acessado em: 01-03-2014. Disponível em: <<http://finance.yahoo.com/>>. Citado 2 vezes nas páginas 64 e 87.
- YOUSSEFMIR, M.; HUBERMAN, B. A.; HOGG, T. Bubbles and market crashes. *Dynamics of Computation Group, Xerox Palo Alto Research Center, Palo Alto, CA*, 1994. Citado na página 51.
- ZIPF, G. K. Human behavior and the principle of least effort. addison-wesley press, 1949. Citado 2 vezes nas páginas 43 e 71.