

UNIVERSIDADE TÉCNICA DE LISBOA
INSTITUTO SUPERIOR DE ECONOMIA E GESTÃO

MESTRADO EM GESTÃO DE
SISTEMAS DE INFORMAÇÃO

Efeito Combinado das Estratégias e do
Limit Order Book num Mercado Artificial

Por:

Bruno António Santos Rabino

Orientação:

Professora Doutora Tanya Vianna de Araújo

Setembro 2011

Abstract

Agent-based models are increasingly being used to model artificial societies of financial markets. Though the usage of empirical data is the most common practice of computational approaches applied to those markets, there has been an increasingly frequent use of artificial environments, either in addition or as an alternative to empirical approaches.

Over the past years, the generality of artificial environments is being supported by Agent-Based Models – ABM, which are able to reproduce the behavior of the entities involved in a given phenomenon. Interactions take place among the model entities and between the entities and the environment. In so doing, ABM models allows to confirm some research questions and help explaining the phenomenon at hand.

The topic of this work is the creation of an ABM in order to evaluate the effect of joint participation of two different types of behavior. The first is the existence of a set of strategies of individual agents. The second is restricted to the presence of a Limit Order Book – LOB.

It is known that in economics, the validation of the results obtained in artificial environments is often carried out by comparing these results with a set of stylized facts. Therefore, this dissertation begins with the presentation of the main stylized facts of financial markets, followed by the framing of computer simulation of artificial societies and the identification of fundamental and specific aspects of ABM. The third chapter presents the basic ideas of the Limit Order Book and some behavior-based strategies.

The presentation and analysis of results focuses primarily on the evaluation of three different scenarios:

1. We consider the existence of a mechanism where agent's individual strategies are used in deciding to buy, to sell or just to do nothing,

2. We consider only the existence of a simplified Limit Order Book, where the investor decisions are taken at random and the price dynamics is only carried out by the Limit Order Book, and
3. We consider the combined effect of the above (strategies and LOB), where the price dynamics continues being handled by the LOB but the buying/selling decisions are now defined by the agent strategies.

Overall, we conclude that in an artificial market with intelligent agents, the presence of a Limit Order Book plays the leading role over the existence of a set of strategies, i.e., on the intelligence of the players.

Finally, some possible enhancements and extensions to the model in order to make it more complete are presented.

Keywords: agent-based models, limit order book, artificial market

Resumo

O desenvolvimento de modelos de sociedades artificiais tem tido um papel importante no estudo do comportamento dos mercados financeiros. Ainda que o recurso aos dados empíricos seja a prática mais comum das abordagens computacionais aplicadas àqueles mercados, tem-se assistido uma cada vez mais frequente utilização de ambientes artificiais, quer em complemento, quer em alternativa às abordagens empíricas.

Ao longo dos últimos anos, a generalidade dos ambientes artificiais tem recorrido ao desenvolvimento de Modelos Baseado em Agentes (*Agent-based models* - ABM), o qual consiste num sistema computacional onde é possível reproduzir o comportamento das entidades intervenientes no fenómeno a estudar, e as interações dessas entidades entre si e com o ambiente em que se encontram. A reprodução dos referidos comportamentos tem em vista a confirmação de hipóteses teóricas e experimentais que contribuam para explicar o fenómeno estudado.

Em linhas gerais, o tema proposto para este Trabalho de Fim de Mestrado é a criação de um ABM com o objectivo de avaliar o efeito da participação conjunta de dois diferentes tipos de comportamento. O primeiro consiste na existência de um conjunto de estratégias dos agentes individuais. O segundo restringe-se a existência de um *Limit Order Book*, ou seja, de um mecanismo de registo de pedidos de compra e de venda de acções disponíveis no mercado.

Sabe-se que em Economia, a validação dos resultados conseguidos em ambientes artificiais é com frequência efectuada através da comparação dos referidos resultados com um conjunto de factos estilizados. Assim sendo, esta dissertação tem início com a apresentação dos principais factos estilizados dos mercados financeiros. De seguida passar-se-á ao enquadramento da simulação computacional de sociedades artificiais e à identificação dos aspectos fundamentais e específicos dos Modelos Baseados em Agentes. O terceiro capítulo apresenta as ideias fundamentais do *Limit Order Book* e dos comportamentos baseados em estratégias. A apresentação e a análise dos

resultados incide prioritariamente sobre a avaliação de três diferentes cenários, onde:

1. Considera-se a existência de um mecanismos onde actuam estratégias individuais responsáveis pelas opções de compra e de venda de acções constituintes do mercado,
2. Considera-se apenas a existência de um mecanismo designado *Limit Order Book* (LOB) e
3. É considerado o efeito da participação conjunta dos dois diferentes mecanismos (estratégia e LOB).

Em termos gerais, conclui-se que num mercado artificial com agentes inteligentes, a existência de um *Limit Order Book* tem um papel preponderante sobre a existência de um conjunto de estratégias, ou seja, sobre a inteligência dos agentes do mercado.

Por fim, são indicadas as várias possíveis melhorias e ampliações do modelo apresentado, no sentido de o tornar mais completo, tanto sobre o ponto de vista das funcionalidades contempladas como do ponto de vista da sua versatilidade.

Palavras-chave: modelos baseados em agentes, *limit order book*, mercado artificial.

Índice

1	Introdução.....	1
2	Revisão Bibliográfica	4
2.1	Séries de dados financeiros	4
2.1.1	Factos empíricos estilizados num mercado financeiro	5
2.1.1.1	Principais factos estilizados:.....	6
2.1.1.2	Outros factos estilizados:.....	6
2.2	Modelos computacionais.....	9
2.2.1	Modelos de agentes.....	10
2.2.1.1	Modelos de agentes, o que são?	10
2.2.1.2	Composição dos modelos de agentes	11
2.2.1.3	Aplicações à economia e aos mercados financeiros.....	12
3	Metodologia e Dados.....	15
3.1	Descrição do Modelo	15
3.1.1	O Mecanismo das Estratégias	15
3.1.2	O Mecanismo do <i>Limit Order Book</i>	18
3.1.3	Efeito combinado <i>Limit Order Book</i> e das Estratégias.....	19
3.1.4	Implementação do modelo.....	20
4	Resultados e Discussões	21
4.1	Resultados com o mecanismo das estratégias	21
4.2	Resultados com o mecanismo do <i>Limit Order Book</i>	23
4.3	Resultados com o efeito combinado	25
5	Conclusões.....	29
6	Bibliografia.....	31
7	Anexos.....	37

7.1	Quadro resumo de modelos de agentes existentes na literatura.....	38
7.2	Código fonte do modelo implementado em Matlab®.....	40
7.2.1	main.m (programa principal)	40
7.2.2	stratchange.m (função).....	43
7.2.3	stratinit.m (função).....	43
7.2.4	stratoper.m (função).....	44
7.2.5	estrategias.m (função).....	44
7.2.6	lob.m (função).....	45
7.2.7	lobclean.m (função)	45
7.2.8	faux.m (função).....	46
7.2.9	hurstnew.m (função)	46
7.2.10	remove_emptyBars.m (função)	47

Lista de Figuras

Figura 1 – Típica Série de dados Financeiros	5
Figura 2 – Funcionamento do <i>limit order book</i>	19
Figura 3 – Estratégias: Preço, volatilidade e $R\sigma(t)$	22
Figura 4 – Estratégias: total de ganhos e distribuição estratégias.....	22
Figura 5 – Estratégias: distribuição das rendibilidades	23
Figura 6 – LOB, preço, volatilidade e $R\sigma(t)$	24
Figura 7 – LOB: total ganhos, distribuição das rendibilidades.....	25
Figura 8 – Modelo Combinatório: Preço, volatilidade e $R\sigma(t)$ – Execução 1	26
Figura 9 – Modelo Combinatório: Ganhos e distribuição de estratégias – Execução 1	26
Figura 10 – Modelo Combinatório: Preço, volatilidade e $R\sigma(t)$ – Execução 2.....	27
Figura 11 – Modelo Combinatório: Distribuição de estratégias e rendibilidade – Execução 2.....	28

1 Introdução

A inexistência de mecanismos que permitam prever crises financeiras, como a que estamos a viver actualmente, é a principal motivação para o tema apresentado. Diversos autores (Buchanan, 2009; Farmer & Foley, 2009) afirmam que as entidades reguladoras dos não dispõem de ferramentas que ajudem a prever, ou a prevenir, colapsos como o actual.

Estas entidades realizam o acompanhamento dos mercados utilizando teorias clássicas baseadas em propriedades estatísticas da econometria. Este acompanhamento mostra-se correcto quando as influências sob a economia se mantêm independentes, umas das outras, e o passado pode ser usado como base de previsão do futuro. No entanto, o colapso actual apresenta-se como que um desmoronar contínuo, sistemático e com vários intervenientes: o mercado imobiliário, banca, dívida soberana. Neste contexto, o conhecimento do passado pouco ou nada tem contribuído para a construção de uma linha orientadora do futuro.

Outro pilar base das teorias clássicas é a “estabilidade”, assumindo que o comportamento humano tende a trazer de volta a estabilidade e a auto-regulação dos mercados, fazendo com que os preços das acções, casas e outros bens não se desviem muito do ponto de equilíbrio. Mas, “estabilidade” é uma palavra que poucos usam para descrever o comportamento aparentemente errático dos mercados financeiros nos últimos anos.

Num esforço para lidar com realidades tão confusas, alguns economistas – muitas vezes trabalhando em conjunto com físicos e especialistas de outras áreas – têm passado as últimas décadas explorando e trabalhando com modelos baseados em agentes – *agent-based model (ABM)*.

A ideia por detrás destes modelos é a criação de um mercado virtual, em computador, constituído por elementos dotados de inteligência – agentes – que interagem entre si da mesma forma que as pessoas interagem num mercado real.

Desta forma, o computador pode simular o resultado global emergente das acções individuais dos diferentes agentes, e assim fazer aproximações aos resultados conseguidos no mundo real. (Buchanan, 2009)

Os ABM têm sido considerados parte das ferramentas para um melhor estudo dos mercados financeiros (Lux & Westerhoff, 2009), ainda permanecem à margem das grandes “correntes” de abordagem da Economia.

A modelação de agentes não exclui o eventual recurso a outras soluções, tais como as soluções analíticas mais tradicionais. Não só se pode nalguns casos complementar a solução encontrada via modelação de agentes com uma solução analítica como, cada vez mais frequentemente, se tem assistido a validação dos resultados conseguidos com a aplicação de uma abordagem estatística sobre dados experimentais.

Nestes casos, recorre-se a dados reais para discussão dos resultados inicialmente obtidos com um modelo de agentes que terá reproduzido o funcionamento da realidade numa sociedade artificial.

A forma mais utilizada de validar um modelo de agentes passa pela reprodução dos factos empíricos estilizados dos mercados financeiros. Esta ligação entre modelos de agentes e factos estilizados permite também estabelecer conjecturas sobre as interacções entre os diferentes mecanismos que compõem um modelo de agentes.

Nesta dissertação, foi desenvolvido um modelo que utiliza dois mecanismos independentes: a existência de um conjunto de estratégias (inteligência dos agentes) e a existência de um *Limit Order Book*. Depois de estudado o resultado sobre o comportamento do mercado de cada um dos mecanismos isolados, é estudado o efeito da sua implementação conjunta. Neste contexto combinatório, a principal questão de investigação passa a ser: de que forma estes dois efeitos interactuam? Com que extensão? Com que limites (no tempo e na dimensão da população de agentes)?

A dissertação tem início com uma breve revisão bibliográfica acerca dos factos estilizados mais comuns nos mercados financeiros, seguida de uma apresentação concisa da modelação de agentes em Economia. Segue-se a descrição pormenorizada

do modelo desenvolvido, dos resultados obtidos com a sua execução e uma análise dos mesmos. Termina-se com as conclusões e a bibliografia utilizada.

2 Revisão Bibliográfica

2.1 Séries de dados financeiros

As séries de dados de mercados financeiros são, sem dúvida alguma, dos dados mais interessantes recolhidos do funcionamento da economia. Temos séries relativamente longas de dados financeiros – exemplo: preços de acções. Estes preços são produto de mercados bem organizados que atraem um grande número de investidores que transaccionam bens comparáveis no tempo. Estes dados, por sua vez, são cruciais na alocação de fundos financeiros e, desta forma, no desempenho global da economia.

Recentemente, tem sido alvo de estudo¹ séries de dados com elevada frequência de observação, contendo praticamente todas as transacções efectuadas num determinado mercado. Embora não existentes para períodos de tempo muito longo, estes conjuntos detalhados de dados permitem ter uma visão sem precedentes sobre o funcionamento interno dos grandes mercados financeiros.

É surpreendente que nos dias de hoje, e apesar da quantidade e qualidade dos dados existentes, muitas das suas características permaneçam um mistério. (LeBaron, 2006)

A figura seguinte apresenta uma típica série de dados de um mercado financeiro, neste caso o valor de fecho de uma determinada acção, recolhida para um período de cinco anos – Outubro de 2006 a Setembro de 2011. O título em questão é o BCP (Banco Comercial Português), presente no índice PSI-20. (fonte: Jornal de Negócios – www.jornaldenegocios.pt).

Nesta figura é possível observar o comportamento típico da variação no tempo do preço de uma acção.

¹ Exemplos de estudos em que foram utilizadas séries financeiras com elevada frequência de dados: (Guillaume et al., 1997), (Danielsson & de Vries, 1997), (Raberto, Scalas, & Mainardi, 2002), (Brownlees & Gallo, 2006), (Eisler & Kertész, 2006)

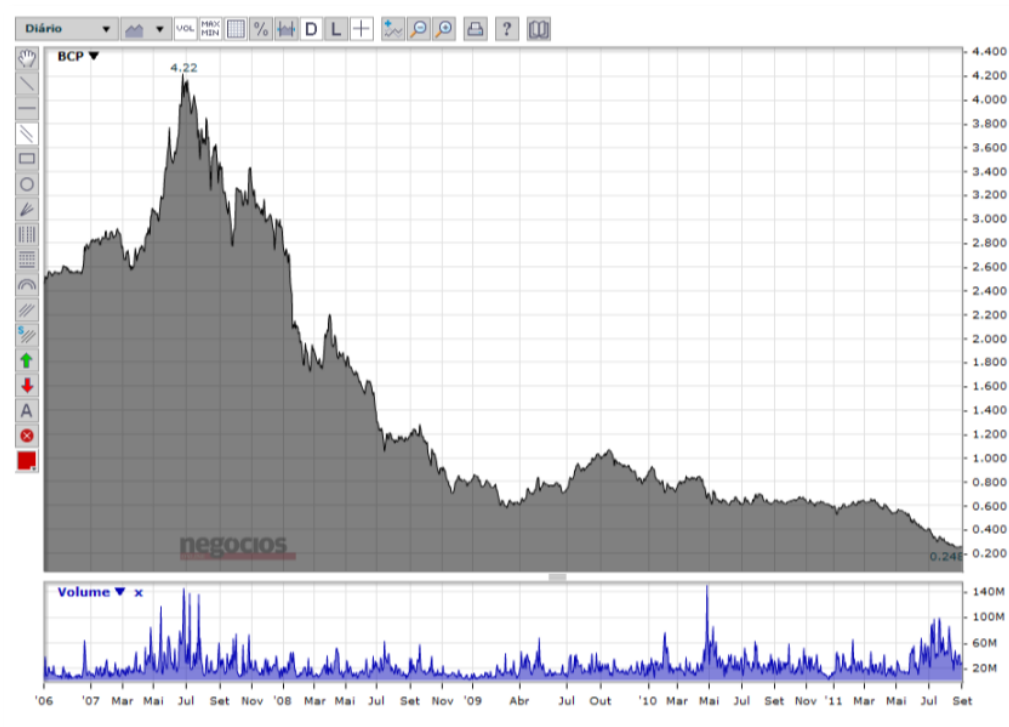


Figura 1 – Típica Série de dados Financeiros

2.1.1 Factos empíricos estilizados num mercado financeiro

A análise de mercados financeiros, é, em geral, baseada em eventos. Procura-se explicar, ou tornar racional, um determinado movimento observado nas séries de dados financeiros, relacionando-o com eventos políticos ou com notícias sobre os mais variados aspectos da vida económica e social². Deste ponto de vista, e uma vez que nem todos os títulos serão influenciados pelos mesmos acontecimentos ou notícias, seria de esperar que as séries financeiras apresentassem propriedades diferentes para cada título ou índice (indicador construído sobre os títulos ou as acções). No entanto, como resultado de inúmeros estudos empíricos sobre séries financeiras, quando analisadas do ponto de vista estatístico, tais diferenças não se verificam e as séries partilham algumas propriedades bastante semelhantes. Estas propriedades, comuns em diferentes mercados e períodos temporais distintos, são denominadas factos empíricos estilizados. (Cont, 2001)

² *What moves stock prices?* (Cutler, Poterba, & Summers, 1989)

2.1.1.1 Principais factos estilizados:

Os factos empíricos estilizados, de num mercado financeiro, mais conhecidos são: (Araújo, 2011)

- Leis de potência nas distribuições de rendibilidades (*returns*)³.
- Correlações entre as rendibilidades de várias companhias (*cross-correlations*).
- Dependências não lineares nas rendibilidades dos preços de uma companhia.
- Memória na volatilidade dos preços das companhias.

2.1.1.2 Outros factos estilizados:

Outros autores têm ampliado a consideração do conjunto de factos empíricos estilizados (Nicolau, 2009), passando a incluir:

1. **Prémio de risco positivo.** O valor esperado da rendibilidade de um investimento no mercado de capitais deve exceder a rendibilidade do investimento sem risco. A essa diferença designa-se prémio de risco. Este prémio deve ser positivo pois, caso contrário, não haveria motivação para aceitar um investimento com rendibilidades incertas, quando a alternativa é uma rendibilidade garantida.
2. **Desvios padrão diferentes consoante os activos.** Os activos com maior variabilidade, e portanto com maior risco associado, são os títulos de empresas seguidos dos índices bolsistas e taxas de câmbio. Os bilhetes do tesouro apresentam a menor variabilidade. No âmbito dos títulos de acções, vários estudos indicam que a variabilidade das rendibilidades tende a diminuir à medida que a dimensão das empresas aumenta (títulos de empresas pequenas apresentam maior variabilidade).

³ Ver : (Chakraborti, Toke, Patriarca, & Abergel, 2011a) para mais detalhe.

3. **Rendibilidades de acções e de índices tendem a apresentar assimetria negativa.** As distribuições empíricas das rendibilidades de acções e índices bolsistas tendem, em geral, a serem assimétricas negativas (normalmente ocorrem mais variações negativas fortes, i.e. *crashes*, do que variações positivas fortes).
4. **Rendibilidades apresentam distribuições leptocúrticas.** Observa-se, para a generalidade das séries financeiras, que as rendibilidades muito altas e muito baixas ocorrem com maior frequência do que seria de esperar se as rendibilidades seguissem uma distribuição normal. Na generalidade dos casos o coeficiente de *kurtosis* estimado vem quase sempre bastante acima de 3, o que sugere que a distribuição das rendibilidades (de cotações, índices, taxas de câmbio e mesmo taxas de juro) é leptocúrtica.
5. **Autocorrelações lineares baixas entre as rendibilidades.** Em geral os coeficientes de autocorrelação dos retornos são baixos. Imagine-se uma situação hipotética em que a média das rendibilidades diárias é zero e o coeficiente de correlação é negativo e alto em módulo. Se a rendibilidade hoje é positiva, amanhã tenderá a ser negativa e vice-versa. Existe, portanto, uma forte possibilidade de ganho (arbitragem) com base na observação passada dos preços. Se outros participantes do mercado comprarem e venderem com base neste padrão de autocorrelação, o processo de arbitragem reduzirá rapidamente a correlação. Portanto, não é credível supor-se coeficientes de autocorrelação lineares altos.
6. **Volatility Clustering.** Já vimos que valores muito altos e muito baixos ocorrem frequentemente (com maior frequência do que seria de esperar se as variáveis seguissem uma distribuição normal). Estes valores extremos não ocorrem isoladamente: tendem a ocorrer de forma seguida, daí o termo *volatility clustering*.

7. **Forte dependência temporal da volatilidade.** Nos pontos anteriores observámos dois factos estilizados: (4) valores muito altos e muito baixos ocorrem frequentemente e (6) estes valores extremos aparecem de forma seguida (*volatility clustering*). Neste ponto reforça-se a ideia de *volatility clustering*: não só os valores extremos tendem a aparecer de forma seguida como também há alguma persistência neste fenómeno. Isto é, se a volatilidade é alta (baixa), então é razoável esperar que a volatilidade se mantenha alta (baixa) durante bastante tempo.

8. **Efeito assimétrico.** Tem-se observado existir alguma correlação entre a volatilidade e a ocorrência de perdas significativas nos mercados de capitais. Designa-se esta relação por efeito assimétrico. Concretamente, quando a rendibilidade de um activo é negativa espera-se, em média, um aumento de volatilidade para o período seguinte. O efeito assimétrico é, por vezes identificado como *leverage effect* depois de Black em 1976 ter notado que a volatilidade aumenta quando o mercado cai e o rácio de endividamento (*leverage ratio*) aumenta. No entanto, vários autores têm salientado que o *leverage* é muito reduzido quando comparado com o efeito assimétrico.

9. **Aumento da frequência das observações acentua a não linearidade e a não normalidade.** Pode mostrar-se que, em geral, o coeficiente de *kurtosis* tende a aumentar com o aumento da frequência da amostra (por exemplo, quando se passa de observações semanais para observações diárias). Assim, a distribuição marginal das rendibilidades diárias apresenta um maior afastamento face à distribuição normal do que a distribuição marginal das rendibilidades mensais (por exemplo). Também a correlação entre a magnitude das rendibilidades tende a acentuar-se com o aumento da frequência das observações.

2.2 Modelos computacionais

Se hoje, pensarmos que os grandes líderes mundiais suportam as suas decisões – na procura da solução para a enorme crise económica em que nos encontramos – com base em modelos quantitativos computorizados altamente sofisticados estamos enganados. (Farmer & Foley, 2009) Os melhores modelos de que as suas equipas de economistas dispõem são de dois tipos, e ambos com falhas importantes.

O primeiro tipo é baseado na econometria⁴: *Empirical Etatistical Models*, modelos estatísticos baseados em dados do passado. Estes modelos funcionam com sucesso para previsões de curto alcance (alguns trimestres), desde que o ambiente que rodeia os mercados se mantenha estável, porque em situações de grandes mudanças, as previsões falham.

O segundo tipo é conhecido por DSGE⁵ de *Dynamic Stochastic General Equilibrium*. Modelos deste tipo assumem que o mundo é perfeito e, pela sua própria natureza, excluem situações do tipo da que estamos a viver. (Kirman, 2010).

Foram estes modelos que, além de não preverem a possibilidade de um colapso vir a acontecer, podem ter contribuído para a crise actual. (Colander et al., 2009) Essa contribuição foi dada na medida em que estes, modelos com base na teoria dos mercados eficientes, serviram de inspiração aos designers das novas instituições financeiras e dos novos produtos financeiros. (Louça & Caldas, 2010)

Uma compilação pormenorizada das principais diferenças entre os modelos baseados em teorias neoclássicas e os modelos de agentes pode ser encontrada na referência (M.-H. Chang & Harrington Jr., 2006).

⁴ Alguns modelos encontram-se descritos em: (Campbell, Lo, & MacKinlay, 1997)

⁵ Alguns modelos encontram-se descritos em: (Fernández-Villaverde, 2010)

2.2.1 Modelos de agentes

Diversos autores⁶, apontam que o futuro dos modelos computacionais em economia passa pelos ditos Modelos de Agentes, *agent-based models*.

2.2.1.1 Modelos de agentes, o que são?

Um modelo de agentes, não é nada mais que uma simulação computacional com vários decisores individuais – os agentes – e eventualmente, alguns agentes globais – as instituições – que interagem segundo regras definidas. Os agentes podem ser de diversos tipos, desde consumidores a decisores políticos, correctores, e as instituições podem incluir desde bancos até os governos nacionais.

Estes modelos não partem do pressuposto que a economia move-se para um pré-determinado estado de equilíbrio. Em vez disso, a qualquer instante no tempo, cada agente age de acordo com a sua própria situação, com universo que o rodeia e com regras que regem o seu comportamento naquele instante.

Um consumidor individual por exemplo, pode decidir se poupa ou se gasta: consoante a taxa de inflação; o seu optimismo quanto ao futuro; regras comportamentais deduzidas através de experiencias psicológicas. O computador mantém registo das diferentes interações entre agentes para ver o que acontece ao longo do tempo.

Os modelos de agentes conseguem suportar uma variedade de comportamentos não-lineares muito superior aos modelos de equilíbrio convencionais. Desta forma, os decisores políticos poderão simular o funcionamento de uma economia artificial sobre diferentes cenários e quantitativamente explorar as suas consequências. (Farmer & Foley, 2009)

⁶ Exemplos: (Buchanan, 2009; Colander et al., 2009; Farmer & Foley, 2009)

2.2.1.2 Composição dos modelos de agentes

Os modelos de agentes são, por construção, modelos dinâmicos cuja estrutura é formada por uma sequência de acções. Essas acções estão associadas a conceitos, e os mais utilizados na modelação de agentes são os seguintes: (Araújo, 2011)

- **Agente:** é um elemento autónomo que possui uma dinâmica própria no que se refere ao desempenho de algumas funcionalidades. Ao mesmo tempo é um elemento interdependente das relações estabelecidas com os outros agentes e com o **ambiente**.
- **Ambiente:** pode ser uma entidade própria ou, do ponto de vista de cada **agente**, ser simplesmente o conjunto de todos os agentes.
- **Função de utilidade:** função de serve à contabilização do desempenho de cada **agente** ao longo do tempo.
- **Estratégia:** opção escolhida por cada agente face a uma determinada circunstância individual ou colectiva. As estratégias estão em geral orientadas para o **alcance de objectivos**, sendo correspondidas pela contabilização – através de uma **função de utilidade** – de quantidades indicadoras do seu sucesso e da frequência da sua utilização.
- **Aprendizagem:** possibilidade do agente utilizar **informação** para melhorar o seu **desempenho**.
- **Memória:** possibilidade do agente utilizar informação proveniente de **iterações passadas**.
- **Iteração:** é a componente fundamental da dinâmica do modelo, funciona como indicador da contagem de unidades (ou passos) no tempo – *time steps*. As iterações repetem-se sucessivamente, constituindo cada iteração uma **unidade elementar** da execução do modelo.
- **Simulação:** execução do conjunto de iterações previstas entre o **tempo inicial** e o **tempo final**, incluindo assim, todas as etapas da dinâmica do modelo. Nos modelos com parâmetros, cada simulação inclui uma etapa de calibração (ou inicialização) dos valores dos parâmetros. Para garantir robustez estatística dos resultados gerados por simulação, os resultados de um

modelo de agentes são obtidos a partir de um conjunto de centenas ou milhares de simulações.

2.2.1.3 Aplicações à economia e aos mercados financeiros

No início dos anos noventa, começaram a ser feitas várias tentativas de utilização de modelos de agentes económicos/financeiros para explicar algumas das regularidades empíricas observadas nas séries de dados financeiros. Num estudo recente (Chen, C.-L. Chang, & Du, 2009) foi proposta uma taxonomia, para catalogar os diferentes modelos apresentados até então por diversos autores.

Segundo esta taxonomia, os modelos de agentes de mercados financeiros podem separar-se em dois grandes grupos: os modelos simples e os modelos complexos. Esta separação é realizada com respeito a três conceitos essenciais: heterogeneidade, aprendizagem e interações. Nos pontos seguintes, começa-se por descrever alguns grupos de modelos mais simples seguindo-se depois os mais complexos.

Kirman's Ant Model (ANT)

Proposto inicialmente por Kirman, trata-se de um tipo de modelo simples baseado dois grupos de agentes (*fundamentalists* e *chartists*)⁷ que prevê a troca de comportamentos de *fundamentalistas* para *chartists* e vice versa. Logo os grupos não são fixos em tamanho, o que têm influência no mercado artificial. Exemplos: (Kirman & Teyssière, 2001), (Gilli & Winker, 2002, 2003)

⁷ *fundamentalists* e *chartists* que diferem em relação à regra que usam para previsão de preços. Os primeiros baseiam-se em fundamentos económicos e são denominados *fundamentalists*. Os outros que funcionam com base em extrapolação são denominados *chartists*.

Lux's Interacting agent hypothesis (IAH)

Consistem num tipo de modelo inicialmente proposto por (Lux, 1998), hierárquico semelhante ao anterior, com a diferença do grupo dos *chartists* estar subdividido entre optimistas e pessimistas. Tal como o modelo anterior também contempla um mecanismo de troca (diferente). Exemplos: (Lux & Marchesi, 1999, 2000), (Alfarano, Lux, & Wagner, 2005, 2006)

Minority games (MG)

Trend-chasers e *Contrarians* nos mercados financeiros podem ser posicionados como maiorias e minorias. Um misto de *minority* e *majority game* também denominados como \$-game tem sido aplicado em alguns modelos de agentes de mercados financeiros. Exemplos: (Alfi, De Martino, Pietronero, & Tedeschi, 2007), (Challet, Marsili, & Zhang, 2001), (Challet & Galla, 2005), (Cross, Grinfeld, Lamba, & Seaman, 2007), (Ferreira, de Oliveira, Crepaldi, & Campos, 2005), (Bouchaud, 2009)

Adaptive Belief Systems (ABS)

Trata-se de modelos simples, também baseados em *fundamentalist-chatist*. Exemplos: (Amilon, 2008) (Boswijk, Hommes, & Manzan, 2007) (Chiarella, Dieci, & Gardini, 2002) (Chiarella, He, & Hommes, 2006) (De Grauwe & Grimaldi, 2005a, 2005b) (de Jong, Verschoor, & Zwinkels, 2009) (Gaunersdorfer & Hommes, 2007) (He & Y. Li, 2007) (Hommes, 2002) (H. Li & Rosser Jr, 2004) (Manzan & Westerhoff, 2007) (Föllmer, Horst, & Kirman, 2005) (Kaizoji, 2003) (Parke & Waters, 2007) (Sansone & Garofalo, 2007) (Diks & van der Weide, 2005) (Sallans, Pfister, Karatzoglou, & Dorffner, 2003)

Ising model (IM)

Trata-se igualmente um tipo de modelo simples, baseado no agrupamento de agentes (formação de clusters) que passam a ter um comportamento comum, representando por exemplo *mutual funds*. Exemplos de modelos: (Cont & Bouchaud, 2000), (Iori, 2002)

Santa Fe Institute artificial stock markets (SFI)

Trata-se de um tipo de modelo complexo, dotado de algoritmos genéticos que permitem os agentes não apenas aprenderem com a experiência, mas também serem espontâneos e criativos. Exemplos: (Arifovic & Maschek, 2006) (Chen & Yeh, 2001) (Derveeuw, 2006) (Lawrenz & Westerhoff, 2000) (LeBaron, Brian Arthur, & Palmer, 1999) (LeBaron & Yamamoto, 2007) (Martinez-Jaramillo & Tsang, 2009) (Neuberg & Bertels, 2003) (Neuberg, Louargant, & Protin, 2004) (Raberto, Cincotti, Focardi, & Marchesi, 2001) (Tay & Linn, 2001)

Outros modelos, que embora presentes na literatura, não são comuns: (Suominen, 2001) baseado em *Game Theory* (GT); (M. Levy, H. Levy, & Solomon, 2000) baseado em *Microscopic simulation* (MS); (Shimokawa, Suzuki, & Misawa, 2007) baseado em *Prospect-theory-based model* (PT); (Bovier, Cerny, & Hryniv, 2006) (Ghoulmie, Cont, & Nadal, 2005) (Pollard, 2006) (Yamada, H. Takayasu, & M. Takayasu, 2007) baseados em *Threshold model* (TM)

O estudo (Chen et al., 2009) faz igualmente referência aos factos estilizados reproduzidos ou retratados por cada um dos modelos, e pela sua relevância, apresenta-se um quadro resumo em anexo (ver anexo 7.1).

3 Metodologia e Dados

3.1 Descrição do Modelo

Embora os modelos de agentes tenham sido frequentemente utilizados no estudo dos mercados financeiros, estes estão em geral mais orientados para a representação de opções individuais (dos agentes) do que para a incorporação de entidades globais.

As referências (Vilela Mendes, 2001, 2008), dão conta da utilização de um ABM onde se combinam ambas as possibilidades (de agentes individuais e de entidades globais). Assim sendo, optou-se pela utilização dos modelos de agentes aí propostos e enquanto base do trabalho apresentado nesta dissertação.

Com base naqueles dois modelos – um que utiliza apenas o mecanismo associado à inteligência dos agentes (estratégias) e outro que utiliza apenas o mecanismo associado à dinâmica das ordens de compra/venda (*Limit Order Book*) – foi preparado um modelo que explora o efeito conjunto de ambos os mecanismos: o *Limit Order Book* e as estratégias.

3.1.1 O Mecanismo das Estratégias

Para a determinação da estratégia de cada agente são utilizadas duas medidas principais de tomada de decisão, uma relacionada com a percepção do valor real e outra com a variação do preço no tempo, e são elas:

Misprice: diferença entre preço e valor real percebido

$$zv_t - z_t = \log(v_t) - \log(p_t) \quad (1)$$

Price trend: variação do preço no tempo

$$z_t - z_{t-1} = \log(p_t) - \log(p_{t-1}) \quad (2)$$

Apenas são consideradas diferenças no preço para o instante anterior, por efeitos de simplificação do modelo.

Considerando uma função $f(x)$ degrau em que $f(-\infty) = 0$ e $f(\infty) = 1$, (por exemplo $f_1(x) = \theta(x)$ ou $f_2(x) = \frac{1}{1+\exp(-\beta x)}$) a informação relativa a *misprice* e a *price trend* pode ser codificada num vector γ com quatro componentes:

$$\gamma_t = \begin{pmatrix} f(zv_t - z_t)f(z_t - z_{t-1}) \\ f(zv_t - z_t)(1 - f(z_t - z_{t-1})) \\ (1 - f(zv_t - z_t))f(z_t - z_{t-1}) \\ (1 - f(zv_t - z_t))(1 - f(z_t - z_{t-1})) \end{pmatrix} \quad (3)$$

As estratégias de cada investidor também podem ser codificadas num vector $\alpha^{(i)}$ com quatro posições de valor -1 , 1 , e 0 . Onde -1 significa vender, 1 comprar e 0 não fazer nada – ou seja manter. Assim, para cada instante no tempo a intenção do investidor i é dada por $\alpha^{(i)} \cdot \gamma_t$.

Neste contexto, a estratégia fundamentalista (*value-investing*) que compra quando o preço é menor que o valor e vende caso contrário seria codificada por $\alpha^{(i)} = (1, 1, -1, -1)$.

Uma estratégia *pure trend-following* (*technical trading*) seria $\alpha^{(i)} = (1, -1, 1, -1)$. Desta forma, o número de estratégias possíveis (e distintas) que podem ser codificadas é $3^4 = 81$.

Para referência futura, as estratégias serão numeradas da seguinte forma:

$$n^{(i)} = \sum_{k=1}^4 3^{4-k} (\alpha_k^{(i)} + 1) \quad (4)$$

Usando a numeração apresentada, a estratégia fundamentalista corresponde à 72 e a estratégia *pure trend-following* (*technical trading*) à 60.

A dinâmica do Mecanismo das Estratégias

A dinâmica do modelo, em cada instante t , é baseada na decisão que cada agente toma (compra, vende ou mantém) com base na estratégia que o caracteriza e com base nos valores de *price trend* e *misprice*.

Essa decisão é sempre satisfeita, desde que o agente se mantenha activo e disponha de capital suficiente para realizar a compra ou títulos suficientes para realizar a venda.

Formação do Preço

O preço é depois calculado com base no somatório das compras e venda realizadas nesse instante t , participadas pelo valor de um parâmetro λ , denominado liquidez, representativo da volatilidade do mercado.

$$z_{t+1} - z_t = \frac{\omega_t}{\lambda} + \eta_t \quad (5)$$

Onde ω_t é o total de ordens com compra (positivas) e de venda (negativas) em unidades monetárias, e η_t o processo estocástico que representa todos os outros efeitos.

O modelo prevê igualmente a possibilidade de utilização de um mecanismo de aprendizagem, em que após um número r de unidades de tempo, s agentes com o pior desempenho copiam as estratégias dos s agentes com o melhor desempenho.

Esse desempenho é medido por um indicador de riqueza de cada agente (*payoff*).

$$payoff = (m_t + p_t \times s_t) - (m_0 + p_0 \times s_0) \quad (6)$$

Onde m corresponde ao capital (*cash*), p o preço (*price*) e s a quantidade total de títulos (*stock*).

Outros parâmetros que afectam o modelo

Outros parâmetros que são necessários para a execução do modelo são:

- n , a quantidade de agentes;
- p_{init} , o preço inicial;
- m_{init} , o capital inicial disponível, por agente;
- s_{init} , e a quantidade inicial de títulos, por agente;

3.1.2 O Mecanismo do *Limit Order Book*

O modelo baseado no efeito de *Limit Order Book* tem em conta que as ordens de compra e de venda são colocadas sempre com a mesma quantidade⁸. Além de que não é utilizado um conceito puro de compra/venda imediata. As transacções são sempre efectuadas mediante a disponibilidade – é necessário haver algum agente a vender para que um outro consiga comprar – ao contrário do que acontecia na versão anterior do modelo, quando da existência do mecanismo das estratégias.

A dinâmica do mecanismo LOB

A dinâmica do modelo neste caso é dada por registo e pela execução das ordens aleatórias de intenção de compra/venda com um valor gerado ao acaso e contido no intervalo em torno do preço actual, p , e com amplitude w : $[p - w, p + w]$.

Na Figura 2 é apresentado um esquema representativo do funcionamento do *Limit Order Book* tal como implementado no modelo. Segundo este esquema:

1. Sempre que é feita uma ordem de compra, é verificado se existe alguma ordem de venda que satisfaça a intenção de compra.
2. Em caso afirmativo, é escolhida a ordem de venda que mais se aproxima

⁸ (Farmer, Gillemot, Lillo, Mike, & Sen, 2004), através de estudos empíricos, mostram que as grandes flutuações de preços não estão relacionadas com as grandes transacções ou a colocação de grandes ordens de compra.

- da intenção de compra, dá-se a transacção e este passa a ser o novo preço.
3. Em caso negativo, é registada uma intenção de compra.
 4. O processo simétrico aplica-se para uma ordem de venda, sendo neste caso o novo preço o valor da intenção de compra.

Assim sendo, a formação do preço é determinada pelos passos 2 e 4 acima enumerados, não havendo uma função definida para este propósito (como na versão das estratégias).

tempo	t0	t1	t2	t3	t4	t5
preço	10	10	10	10	9,9	9,8
novas ordens						
compra			9,8	9,92		
venda	9,9	9,9			9,75	
ordens em espera						
compra	-	-	-	9,8/t2	9,8/t2	-
venda	-	9,9/t0	9,9/t0	9,9/t0	9,9/t1	9,9/t1
			9,9/t1	9,9/t1		

Figura 2 – Funcionamento do *limit order book*

3.1.3 Efeito combinado *Limit Order Book* e das Estratégias

Tal como já referido, o trabalho desenvolvido nesta dissertação tem como principal objectivo avaliar o efeito da participação conjunta de dois diferentes tipos de mecanismos característicos dos mercados financeiros. Para este fim, a última versão do modelo permite combinar os dois efeitos anteriores.

De forma sucinta, pode-se dizer que as principais características desta versão conjunta (mista) consistem em duas propriedades:

1. a dinâmica das estratégias é utilizada para cálculo da intenção de compra ou venda (ou manter) e
2. a dinâmica do *Limit Order Book* é utilizada na formação de preço.

Mantém-se as restantes características dos respectivos mecanismos, tais como seja a possibilidade de aprendizagem por parte dos agentes através da alteração de estratégias.

3.1.4 Implementação do modelo

A implementação do modelo, acima descrito, foi realizada em Matlab® e o código fonte é apresentado em anexo.

4 Resultados e Discussões

Apresentam-se os resultados obtidos para cada um dos mecanismos, das estratégias e do Limit Order Book e os resultados obtidos com o modelo para o efeito combinado.

Para análise dos resultados, e á semelhança dos resultados apresentados nas referências (Vilela Mendes, 2001, 2008), são medidos:

- o preço;
- a rendibilidade;
- a volatilidade induzida: $\sigma^2 = \frac{1}{|T_0 - T_1|} var(\log p_t)$;
- a volatilidade logarítmica integrada: $\sum_{n=0}^{t/\delta} \log \sigma(n\delta) = \beta t + R_\sigma(t)$;
- o expoente de Hurst $|R_\sigma(t + \Delta) - R_\sigma(t)|$ do processo $R_\sigma(t)$.

4.1 Resultados com o mecanismo das estratégias

Apresenta-se um exemplo de resultados obtidos com o modelo de agentes a funcionar apenas com o efeito estratégias. Foram utilizados $n = 100$ agentes, com uma configuração de estratégias inicial distribuída da seguinte forma: metade dos agentes escolhe a estratégia fundamentalista (72) e a outra metade escolhe estratégias ao acaso. Foi utilizado o mecanismo de alteração de estratégias com a alteração de estratégias a ocorrer em períodos de $r = 400$ unidades para um conjunto de $s = 5$ agentes.

Na Figura 3 são apresentados quatro gráficos que mostram diferentes aspectos da dinâmica do modelo. No canto superior esquerdo é apresentado o movimento do preço ao longo do tempo. Este comportamento assemelha-se à realidade do comportamento encontrado nalguns mercados financeiros. No canto superior direito, é apresentada a volatilidade ao longo do tempo, dando conta de um comportamento bastante uniforme. No canto inferior esquerdo apresenta-se o comportamento de

$R_\sigma(t)$. O efeito de escala observado neste comportamento é capturado por um valor do expoente de Hurst de 0.99, tal como apresentado no gráfico do canto inferior direito.

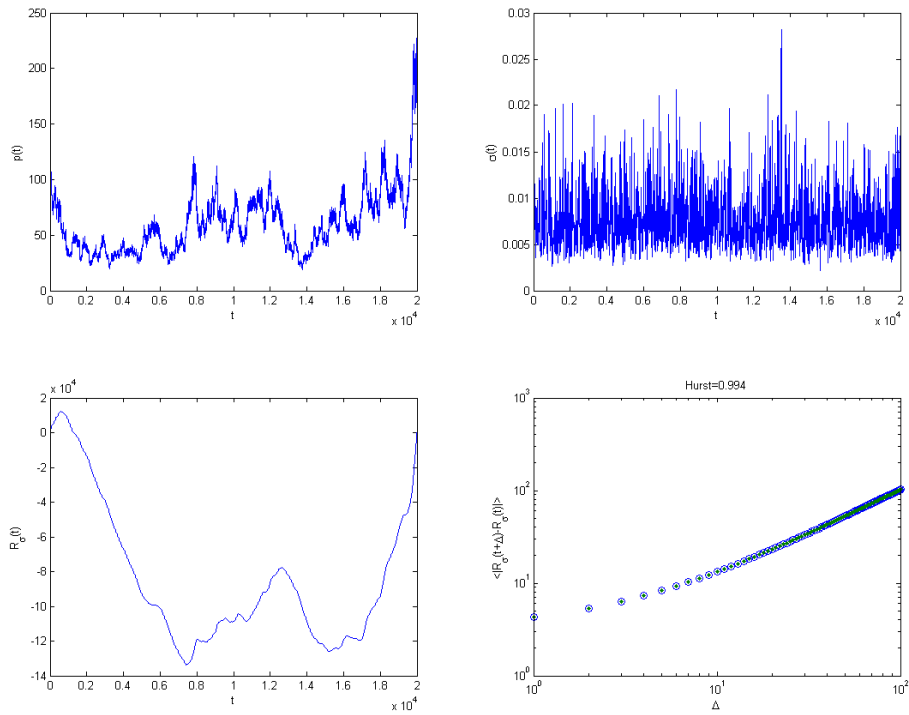


Figura 3 – Estratégias: Preço, volatilidade e $R_\sigma(t)$

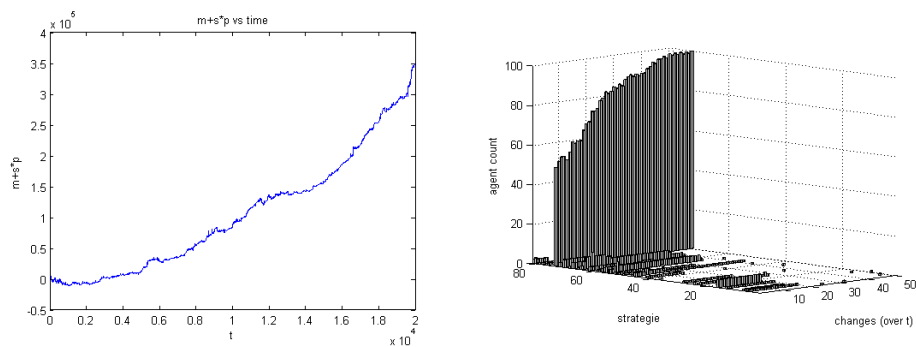


Figura 4 – Estratégias: total de ganhos e distribuição estratégias

A Figura 4 apresenta dois gráficos. O da esquerda é a evolução do capital total dos agentes ao longo do tempo. O seu crescimento está relacionado com a movimentação de estratégias que pode ser observada no gráfico da direita. Esse gráfico mostra que a estratégia fundamentalista (72) foi copiada quase pela totalidade dos agentes durante a execução do modelo. Recordar-se que a condição inicial foi composta por uma metade dos agentes fundamentalistas e a outra metade com estratégias aleatórias. Os pontos isolados que se podem verificar são fruto do mecanismo que prevê a reactivação de agentes.

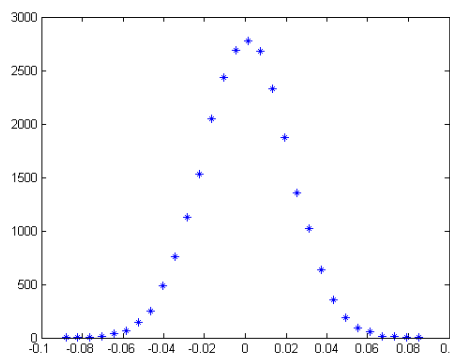


Figura 5 – Estratégias: distribuição das rendibilidades

Na Figura 5 apresenta-se a distribuição das rendibilidades (*price trend*). A curva é representativa do comportamento típico de um mercado financeiro, sendo possível observar abas largas nesta distribuição (*fat tails*).

4.2 Resultados com o mecanismo do *Limit Order Book*

Apresentam-se os resultados obtidos para uma execução do modelo com o mecanismo de *Limit Order Book*, Para esta execução foram utilizados $n = 2$ agentes apenas, e um valor de $w = 0.5$, O comportamento mercado artificial é apresentado nas figuras seguintes.

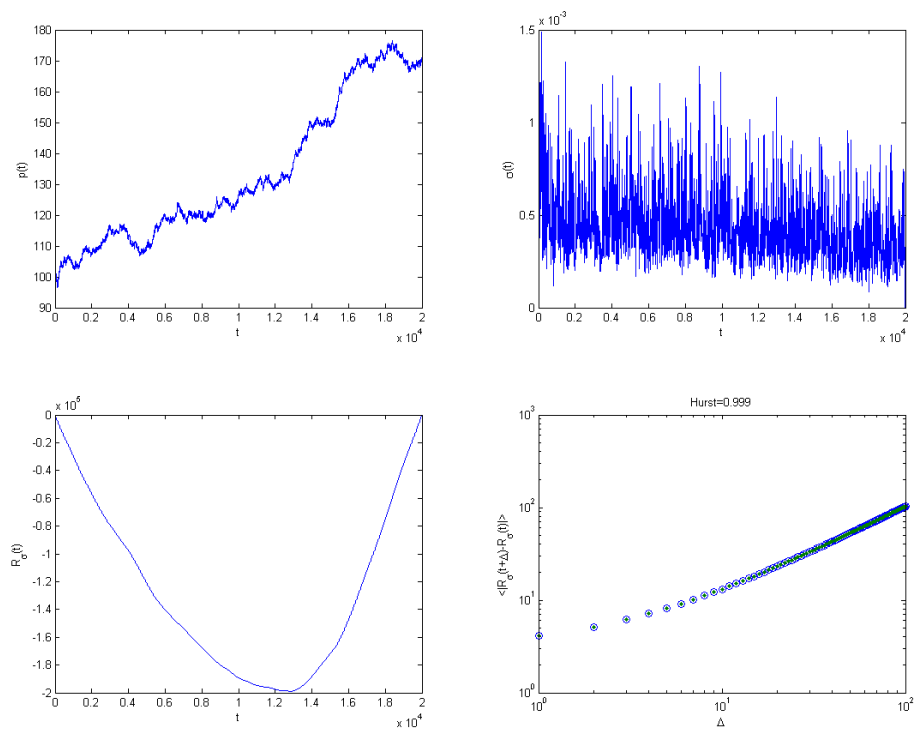


Figura 6 – LOB, preço, volatilidade e $R_{\sigma}(t)$

A Figura 6 apresenta as mesmas dimensões representadas na Figura 3 para o mecanismo das estratégias. As semelhanças são notórias em ambas os cenários. A distribuição do preço, tal como descrito pelo gráfico do canto superior esquerdo, apresenta um comportamento semelhante ao encontrado nos mercados financeiros reais. A variância (volatilidade) apresenta uma distribuição uniforme. O comportamento de $R_{\sigma}(t)$, cuja variação acumulada no tempo é apresentada no gráfico do canto inferior esquerdo e o expoente de Hurst, de valor 0.99 (no canto inferior direito) confirmam a semelhança com os resultados obtidos no cenário anterior.

Na Figura 7, o gráfico do lado esquerdo apresenta a distribuição dos ganhos ao longo do tempo, que devido ao reduzido número de agentes não apresenta valores elevados mas mostra uma tendência positiva, seguindo o andamento do preço. Pensa-se que este comportamento deve-se ao facto de se tratar de uma situação de mercado

fechado, em que as operações são feitas entre agentes. O gráfico do lado direito apresenta a distribuição das rendibilidades. Nota-se um elevado número de situações sem variação de preço entre instantes consecutivos.

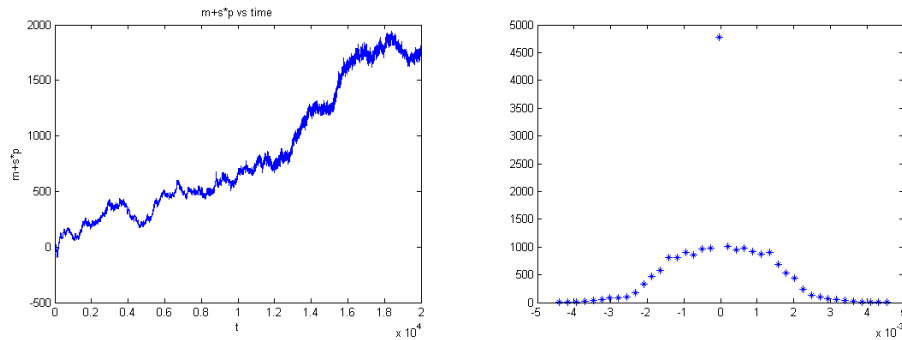


Figura 7 – LOB: total ganhos, distribuição das rendibilidades

4.3 Resultados com o efeito combinado

Execução 1

Foram utilizados $n = 100$ agentes, com uma configuração de inicial das estratégias composta por metade dos agentes com a estratégia fundamentalista (72) e a outra metade com estratégias aleatórias. Também foi utilizado o mecanismo de alteração de estratégias com a alteração de estratégias a ocorrer de $r = 400$ unidades de tempo para um conjunto de $s = 5$ agentes e a amplitude de preços permitida é de $w = 0.5$.

A Figura 8 apresenta quatro gráficos representativos do funcionamento do modelo. No gráfico do canto superior esquerdo apresenta-se a variação do preço ao longo do tempo. Apresenta um comportamento consistente com os mercados financeiros e com os modelos não combinados (de estratégias ou de LOB). No gráfico do canto superior direito mostra-se a volatilidade com um comportamento uniforme. A distribuição de $R_\sigma(t)$ apresentada no gráfico do canto inferior esquerdo mostra o efeito de escala, com o expoente de Hurst apresentando o valor de 0.995.

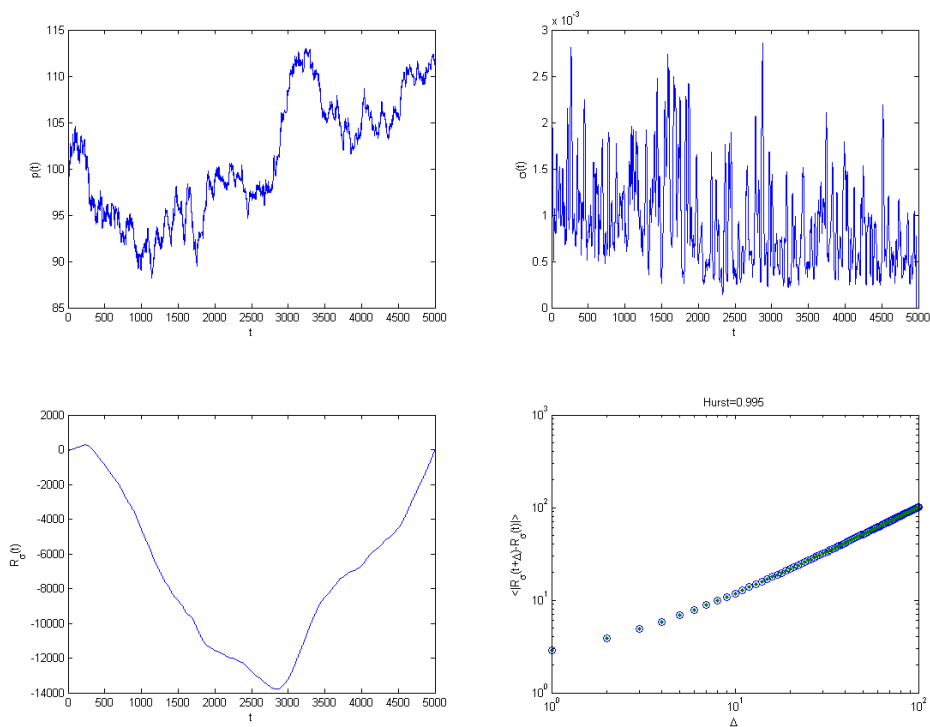


Figura 8 – Modelo Combinatório: Preço, volatilidade e $R_{\sigma}(t)$ – Execução 1

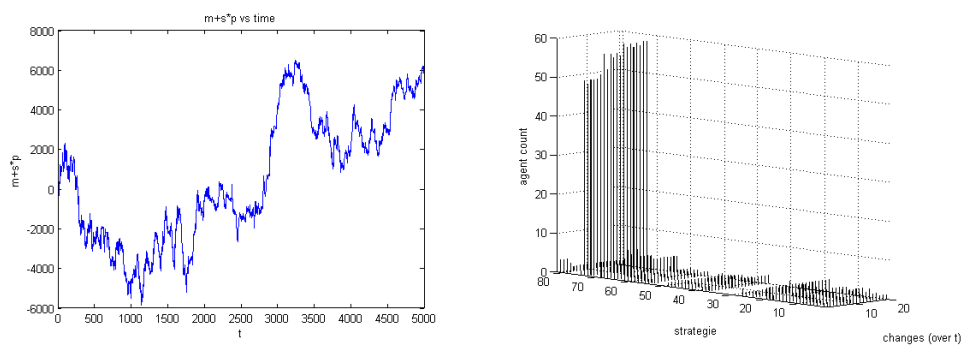


Figura 9 – Modelo Combinatório: Ganhos e distribuição de estratégias – Execução 1

Na Figura 9 apresentam-se os gráficos relativos aos ganhos totais dos agentes e a distribuição das estratégias ao longo do tempo. Relativamente aos ganhos dos agentes verifica-se novamente um movimento que acompanha a variação do preço no

tempo, justificável pelo facto de se tratar de um mercado artificial fechado e as trocas serem realizadas entre agentes.

Execução 2

Apresenta-se uma segunda execução do modelo combinado para as condições seguintes: $n = 100$ com estratégias distribuídas em metades iguais de fundamentalistas e aleatórias, $r = 50$, $s = 5$ e $w = 1$.

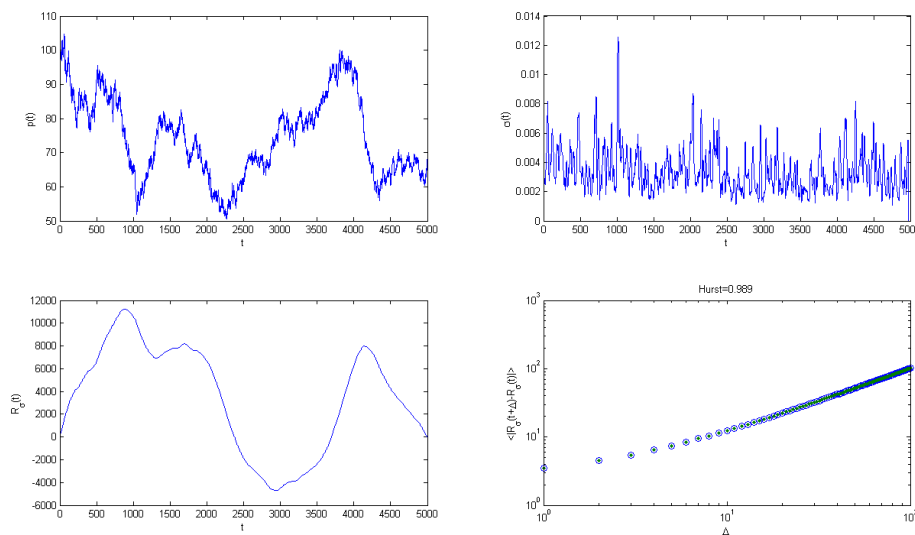


Figura 10 – Modelo Combinatório: Preço, volatilidade e $R_\sigma(t)$ – Execução 2

Na Figura 10 são apresentados os mesmos resultados que foram apresentados na primeira execução do modelo combinado (Figura 8), verificando-se bastante semelhança entre os dois conjuntos de resultados. A Figura 11 por sua vez, além de mostrar a distribuição das estratégias ao longo da execução (gráfico do canto superior esquerdo) mostra mais registos (*ticks*) de alterações no tempo dado que o período de observação é mais curto ($r = 50$). Apresentam-se igualmente os valores da rendibilidade (no canto inferior esquerdo) é possível observar a sua distribuição no tempo. No canto superior direito, aquele resultado é apresentado sob a forma de

distribuição da amplitude e no canto inferior direito o mesmo resultado mas sob a forma logarítmica.

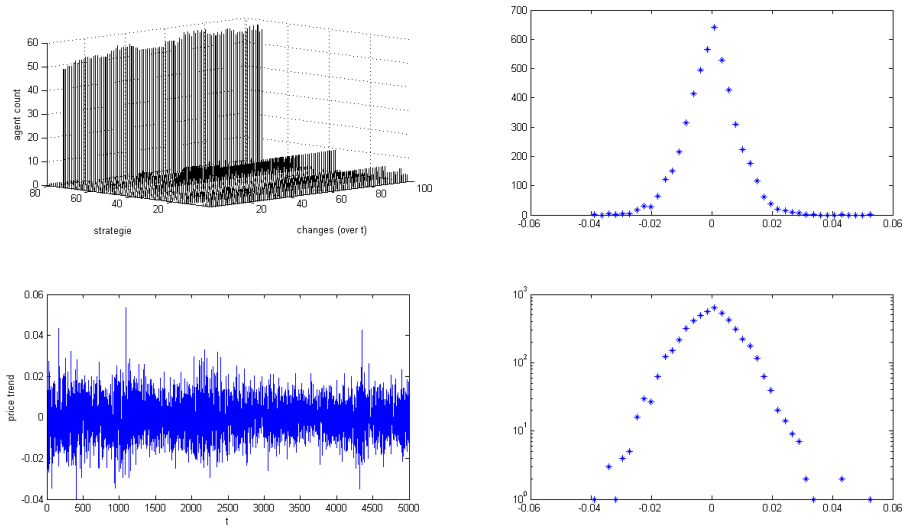


Figura 11 – Modelo Combinatório: Distribuição de estratégias e rendibilidade – Execução 2

5 Conclusões

A principal conclusão deste trabalho assenta na verificação da preponderância dinâmica do *Limit Order Book* sobre o efeito combinado das estratégias dos agentes de um mercado artificial.

Em qualquer das versões implementadas no modelo (estratégias, LOB e mista) os resultados obtidos assemelham-se àqueles documentados em estudos feitos a partir de dados empíricos de mercados reais.

Convém salientar alguns dos efeitos observados nas simulações do modelo, são estes:

1. Existe alguma dificuldade associada à estabilidade dos resultados quando o modelo implementa um cenário com um elevado número de agentes fundamentalistas.
2. Nas séries de preços resultantes da versão que implementa o mecanismo combinado (misto) observam-se instabilidades significativas sempre que as simulações envolvem um longo período temporal.
3. Ainda para o mecanismo, observa-se que o número de agentes presente no modelo é um factor importante, na medida que para situações de poucos agentes existem muitas situações em que não existem trocas, levando o preço a manter-se constante.

Como investigação futura, propõe-se a progressiva aproximação à realidade do mecanismo do *Limit Order Book* implementado no modelo. O modelo desenvolvido exclui, ou pelo menos não retracts de forma realista, dois comportamentos do *Limit Order Book* que poderão ser importantes: a existência ilimitada das ordens de compra e a especificação das quantidades a ter em conta em cada transacção.

Estes dois comportamentos poderão influenciar o resultado do modelo combinado. A utilização de quantidades e ordens sem limite poderá ser associada à função de decisão de compra/venda com base no *misprice* e do *price trend*. A implementação

destas melhorias pode ser conseguida ao se substituir a função degrau até aqui implementada por uma outra que permita parametrizar quer as quantidades associadas a cada transacção, quer a ausência de limite nas ordens.

6 Bibliografia

- Alfarano, S., Lux, T., & Wagner, F. (2005). Estimation of Agent-Based Models: The Case of an Asymmetric Herding Model. *Computational Economics*, 26(1), 19-49.
- Alfarano, S., Lux, T., & Wagner, F. (2006). Estimation of a simple agent-based model of financial markets: An application to Australian stock and foreign exchange data. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 370(1), 38-42.
- Alfi, V., De Martino, A., Pietronero, L., & Tedeschi, A. (2007). Detecting the traders strategies in minority-majority games and real stock-prices. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 382(1), 1-8.
- Amilon, H. (2008). Estimation of an adaptive stock market model with heterogeneous agents. *Journal of Empirical Finance*, 15(2), 342-362.
- Araújo, T. (2011). *Introdução à Economia Computacional*. Almedina.
- Arifovic, J., & Maschek, M. K. (2006). Revisiting Individual Evolutionary Learning in the Cobweb Model – An Illustration of the Virtual Spite-Effect. *Computational Economics*, 28(4), 333-354.
- Boswijk, H. P., Hommes, C. H., & Manzan, S. (2007). Behavioral heterogeneity in stock prices. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 31(6), 1938-1970.
- Bouchaud, J.-P. (2009). The (unfortunate) complexity of the economy. *Complexity*, 1-9.
- Bovier, A., Cerny, J., & Hryniv, O. (2006). The opinion game: stock price evolution from microscopic market modelling. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 9(1), 91-111.
- Brownlees, C. T., & Gallo, G. M. (2006). Financial econometric analysis at ultra-high frequency: Data handling concerns. *Computational Statistics & Data Analysis*, 51(4), 2232-2245.
- Buchanan, M. (2009). Meltdown modelling. *Nature*, 460(6), 680-2.
- Campbell, J. Y., Lo, A. W., & MacKinlay, A. C. (1997). *The econometrics of financial markets* (Vol. 1). New Jersey: Princeton University Press.
- Challet, D., & Galla, T. (2005). Price return autocorrelation and predictability in agent-based models of financial markets. *Quantitative Finance*, 5(6), 569-576.

- Challet, D., Marsili, M., & Zhang, Y.-C. (2001). Stylized facts of financial markets and market crashes in minority games. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 294(3-4), 514–524. Elsevier.
- Chang, M.-H., & Harrington Jr., J. E. (2006). Agent-based models of organizations. *Handbook of Computational Economics Volume 2: Agent-Based Computational Economics*. (Vol. 7600).
- Chen, S.-H., & Yeh, C.-H. (2001). Evolving traders and the business school with genetic programming: A new architecture of the agent-based artificial stock market. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 25(3-4), 363-393.
- Chen, S.-H., Chang, C.-L., & Du, Y.-R. (2009). Agent-based economic models and econometrics. *Knowledge Engineering Review*, 1-46.
- Chiarella, C., Dieci, R., & Gardini, L. (2002). Speculative behaviour and complex asset price dynamics: a global analysis. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 49(2), 173-197.
- Chiarella, C., He, X.-Z., & Hommes, C. H. (2006). Moving average rules as a source of market instability. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 370(1), 12-17.
- Colander, D., Goldberg, M., Haas, A., Juselius, K., Kirman, A., Lux, T., & Sloth, B. (2009). The Financial Crisis and the Systemic Failure of the Economics Profession. *Critical Review*, 21(2-3), 249-267.
- Cont, R. (2001). Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues. *Quantitative Finance*, 1(2), 223-236.
- Cont, R., & Bouchaud, J.-P. (2000). Herd behavior and aggregate fluctuations in financial markets. *Macroeconomic dynamics*, 4(02), 170–196. Cambridge Univ Press.
- Cross, R., Grinfeld, M., Lamba, H., & Seaman, T. (2007). Stylized facts from a threshold-based heterogeneous agent model. *The European Physical Journal B*, 57(2), 213-218.
- Cutler, D. M., Poterba, J. M., & Summers, L. H. (1989). What moves stock prices? *The Journal of Portfolio Management*, 15(3), 4-12.
- Daniélsson, J., & de Vries, C. G. (1997). Tail index and quantile estimation with very high frequency data. *Journal of Empirical Finance*, 4, 241-257.
- Derveeuw, J. (2006). Market dynamics and agents behaviors: a computational approach. *Artificial Economics*, (4916), 15–26. Springer.
- Diks, C., & van der Weide, R. (2005). Herding, a-synchronous updating and

- heterogeneity in memory in a CBS. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 29(4), 741-763.
- Eisler, Z., & Kertész, J. (2006). Size matters: some stylized facts of the stock market revisited. *The European Physical Journal B*, 51(1), 145-154.
- Farmer, J. D., & Foley, D. (2009). The economy needs agent-based modelling. *Nature*, 460(7256), 685-6.
- Farmer, J. D., Gillemot, L., Lillo, F., Mike, S., & Sen, A. (2004). What really causes large price changes? *Quantitative Finance*, 4(4), 383-397.
- Fernández-Villaverde, J. (2010). The econometrics of DSGE models. *SERIEs*, 1(1-2), 3-49.
- Ferreira, F. F., de Oliveira, V. M., Crepaldi, A. F., & Campos, P. R. A. (2005). Agent-based model with heterogeneous fundamental prices. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 357(3-4), 534-542.
- Föllmer, H., Horst, U., & Kirman, A. (2005). Equilibria in financial markets with heterogeneous agents: a probabilistic perspective. *Journal of Mathematical Economics*, 41(1-2), 123-155.
- Gaunersdorfer, A., & Hommes, C. H. (2007). A Nonlinear Structural Model for Volatility Clustering. In G. Teysnière & A. Kirman (Eds.), *Long Memory in Economics* (pp. 265-288). Springer.
- Ghoulmie, F., Cont, R., & Nadal, J.-P. (2005). Heterogeneity and feedback in an agent-based market model. *Journal of Physics: Condensed Matter*, 17(14), S1259-S1268.
- Gilli, M., & Winker, P. (2002). Indirect Estimation of the Parameters of Agent Based Models of Financial Markets. *SSRN Electronic Journal*, 1-11.
- Gilli, M., & Winker, P. (2003). A global optimization heuristic for estimating agent based models. *Computational Statistics & Data Analysis*, 42(3), 299-312.
- De Grauwe, P., & Grimaldi, M. (2005a). The Exchange Rate and its Fundamentals in a Complex World. *Review of International Economics*, 13(3), 549-575.
- De Grauwe, P., & Grimaldi, M. (2005b). Heterogeneity of agents, transactions costs and the exchange rate. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 29(4), 691-719.
- Guillaume, D. M., Dacorogna, M. M., Davé, R. R., Muller, U. A., Olsen, R. B., & Pictet, O. V. (1997). From the bird's eye to the microscope: A survey of new stylized facts of the intra-daily foreign exchange markets. *Finance and Stochastics*, 129(September 1996), 95-129.

- He, X.-Z., & Li, Y. (2007). Power-law behaviour, heterogeneity, and trend chasing. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 31(10), 3396-3426.
- Hommes, C. H. (2002). Modeling the stylized facts in finance through simple nonlinear adaptive systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 99 Suppl 3, 7221-8.
- Iori, G. (2002). A microsimulation of traders activity in the stock market: the role of heterogeneity, agents' interactions and trade frictions. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 49(2), 269-285.
- de Jong, E., Verschoor, W. F. C., & Zwinkels, R. C. J. (2009). A heterogeneous route to the European monetary system crisis. *Applied Economics Letters*, 16(9), 929-932.
- Kaizoji, T. (2003). Speculative bubbles and fat tail phenomena in a heterogeneous agent model. In W. A. Barnett, C. Deissenberg, & G. Feichtinger (Eds.), *Economic Complexity: Non-Linear Dynamics, Multi-Agents Economies, and Learning* (pp. 259-275). Amsterdam: Elsevier.
- Kirman, A. (2010). The economic crisis is a crisis for economic theory. *CESifo Economic Studies*, 49(November).
- Kirman, A., & Teyssière, G. (2001). Microeconomic Models for Long Memory in the Volatility of Financial Time Series. *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*, 5(4), 281-302.
- Lawrenz, C., & Westerhoff, F. H. (2000). Explaining exchange rate volatility with a genetic algorithm. *6th International Conference of the Society for Computational Economics on Computing in Economics and Finance*.
- LeBaron, B. (2006). Agent-based Financial Markets: Matching Stylized Facts with Style. In D. Colander (Ed.), *Post Walrasian Macroeconomics: Beyond the DSGE Model* (pp. 221-35). Cambridge University Press.
- LeBaron, B., & Yamamoto, R. (2007). Long-memory in an order-driven market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 383(1), 85-89.
- LeBaron, B., Brian Arthur, W., & Palmer, R. (1999). Time series properties of an artificial stock market. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 23(9-10), 1487-1516.
- Levy, M., Levy, H., & Solomon, S. (2000). *The microscopic simulation of financial markets: from investor behavior to market phenomena*. Academic Pr.
- Li, H., & Rosser Jr, J. B. (2004). Market dynamics and stock price volatility. *The European Physical Journal B*, 39(3), 409-413.

- Louça, F., & Caldas, J. C. (2010). *Economia(s)* (pp. 357-359). Afrontamento.
- Lux, T. (1998). The socio-economic dynamics of speculative markets: interacting agents, chaos, and the fat tails of return distributions. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 33(2), 143-165.
- Lux, T., & Marchesi, M. (1999). Scaling and criticality in a stochastic multi-agent model of a financial market. *Nature*, 397(6719), 498–500. Nature Publishing Group, The Macmillan Building London N 1 9 XW United Kingdom.
- Lux, T., & Marchesi, M. (2000). Volatility clustering in financial markets: A microsimulation of interacting agents. *Journal of Theoretical and Applied Finance*, 3(4), 675-702.
- Lux, T., & Westerhoff, F. H. (2009). Economics crisis. *Nature Physics*, 5(1), 2-3. Nature Publishing Group.
- Manzan, S., & Westerhoff, F. H. (2007). Heterogeneous expectations, exchange rate dynamics and predictability. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 64(1), 111-128.
- Martinez-Jaramillo, S., & Tsang, E. P. K. (2009). An Heterogeneous, Endogenous and Coevolutionary GP-Based Financial Market. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 13(1), 33-55.
- Neuberg, L., & Bertels, K. (2003). Heterogeneous trading agents. *Complexity*, 8(5), 28-35.
- Neuberg, L., Louargant, C., & Protin, P. (2004). From Heterogeneous Expectations to Exchange Rate Dynamics. *10th International Conference of the Society for Computational Economics on Computing in Economics and Finance*.
- Nicolau, J. (2009). Econometria Financeira. *Boletim SPE*, 23-32.
- Parke, W. R., & Waters, G. A. (2007). An evolutionary game theory explanation of ARCH effects. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 31(7), 2234-2262.
- Pollard, M. (2006). Volatility Clustering, Excess Variability and Paretian Wealth Distribution in a Minimum Market Model.
- Raberto, M., Cincotti, S., Focardi, S., & Marchesi, M. (2001). Agent-based simulation of a financial market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 299(1-2), 319-327.
- Raberto, M., Scalas, E., & Mainardi, F. (2002). Waiting-times and returns in high-frequency financial data: an empirical study. *Physica A*, 314, 749-755.
- Sallans, B., Pfister, A., Karatzoglou, A., & Dorffner, G. (2003). Simulation and

- validation of an integrated markets model. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 6(4).
- Sansone, A., & Garofalo, G. (2007). Asset price dynamics in a financial market with heterogeneous trading strategies and time delays. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 382(1), 247-257.
- Shimokawa, T., Suzuki, K., & Misawa, T. (2007). An agent-based approach to financial stylized facts. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 379(1), 207-225.
- Suominen, M. (2001). Trading Volume and Information Revelation in Stock Markets. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 36(4), 545.
- Tay, N. S. P., & Linn, S. C. (2001). Fuzzy inductive reasoning, expectation formation and the behavior of security prices. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 25(3-4), 321-361.
- Vilela Mendes, R. (2001). Structure-generating mechanisms in agent-based models. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 295(3-4), 537-561.
- Vilela Mendes, R. (2008). The fractional volatility model: An agent-based interpretation. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 387(15), 3987-3994.
- Yamada, K., Takayasu, H., & Takayasu, M. (2007). Characterization of foreign exchange market using the threshold-dealer-model. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 382(1), 340-346.

7 Anexos

7.1 Quadro resumo de modelos de agentes existentes na literatura.

Modelo	Tipo⁹	Factos estilizados retratados¹⁰
Alfarano, Lux and Wagner (2005)	IAH	AA, FT, LM, PLBR, VC
Alfarano, Lux and Wagner (2006)	IAH	FT, VC
Amilon (2008)	ABS	FT, VC
Arifovic and Gencay (2000)	SFI	AA, FT, VC
Boswijk, Hommes and Manzan (2007)	ABS	BC
Bovier, Cerny and Hryniv (2006)	TM	BC, VC
Challet and Galla (2005)	MG	AA
Chen and Yeh (2001)	SFI	FT
Chiarella, Dieci and Gardini (2002)	ABS	FT, VC
Chiarella, He and Hommes (2006)	ABS	AA, FT, LM, VC
Cont and Bouchaud (2000)	IM	AG, FT
Cross et al. (2007)	MG	AA, FT, LM, VC
De Grauwe and Grimaldi (2005a)	ABS	EV, FT, PLBR
De Grauwe and Grimaldi (2005b)	ABS	AA, AG, FT, PLBR, VC
de Jong, Verschoor and Zwinkels (2009)	ABS	BC
Derveeuw (2005)	SFI	BC, FT
Diks and van der Weide (2005)	ABS	AA, FT, VC
Ferreira et al. (2005)	MG	AA, FT, LM, VC
Föllmer, Horst and Kirman (2005)	ABS	BC, FT
Gaunersdorfer and Hommes (2007)	ABS	AA, EV, FT, VC
Ghoulmie, Cont and Nadal (2005)	TM	AA, EV, FT, LM, VC
Gilli and Winker (2003)	ANT	AA, FT, VC
He and Li (2007)	ABS	AA, FT, LM, VC
Hommes (2002)	ABS	AA, FT, LM, VC
Iori (2002)	IM	AA, AG, LM, PLBR, VC, VVC
Kaizoji (2003)	ABS	BC, FT
Kirman and Teysnière (2002)	ANT	AA, BC, LM, VC
Lawrenz and Westerhoff (2001)	SFI	AG, FT, LM, PLBR, VC, VLM
LeBaron, Arthur and Palmer (1999)	SFI	AA, FT, VLM, VC, VVC
LeBaron and Yamamoto (2007)	SFI	LM, VLM
Levy, Levy and Solomon (2000)	MS	BC
Li and Rosser (2004)	ABS	AA, FT, LM, PLBR, VC
Lux (1998)	IAH	AG, BC, FT
Lux and Marchesi (1999)	IAH	AG, FT, PLBR, VC
Lux and Marchesi (2000)	IAH	AA, FT, LM, PLBR, VC
Manzan and Westerhoff (2005)	ABS	AA, FT, LM, VC
Martinez-Jaramillo and Tsang (2009)	SFI	AA, FT, LM, PLBR, VC
Neuberg and Bertels (2003)	SFI	BC, FT
Neuberg, Louargant and Protin (2004)	SFI	FT, LM, VC
Parke (2007)	ABS	AA, FT, VC
Pollard (2006)	TM	AA, EV, FT, VC, VVC
Rabertoa, Cincottia and Focardib (2001)	SFI	FT, LM, VC
Reimann and Tupak (2007)	SFI	AA, FT, LM, VC
Sallans et al. (2003)	ABS	AA, FT, LM, VC, VVC
Sansone and Garofalo (2007)	ABS	FT, RLM, VC
Shimokawa, Suzuki and Misawa (2007)	PT	AA, EPP, EV, FT, GLA, VC, VVC
Suominen (2001)	GT	VC, VVC
Tay and Lin (2001)	SFI	AA, FT, VC
Winker and Gilli (2001)	ANT	AA, FT, VC

Fonte: adaptado de (Chen et al., 2009)

⁹ Ver capítulo: Aplicações à economia e aos mercados financeiros.

¹⁰ Ver quadro seguinte

Quadro resumo de factos estilizados, normalmente retratados nos estudos de modelos de agentes.

#	Código	Facto Estilizado	Referência
1	AA	Absence of Autocorrelations	Cont (2001)
2	AG	Aggregational Gaussianity	Cont (2001)
3	BC	Bubbles and Crashes	Rosser (1997)
4	CE	Calendar Effect	Taylor (2005)
5	CHT	Conditional Heavy Tails	Cont (2001)
6	EPP	Equity Premium Puzzle	Kocherlakota (1996)
7	EV	Excess Volatility	Cont (2005)
8	FT	Fat Tails	Cont (2001)
9	GLA	Gain/Loss Asymmetry	Cont (2001)
10	LE	Leverage Effect	Cont (2001)
11	LM	Long Memory	Cont (2001)
12	PLBR	Power Law Behavior of Return	Gabaix et al. (2003)
13	PLBV	Power Law Behavior of Volatility	Lux (2007)
14	VC	Volatility Clustering	Cont (2001)
15	VVC	Volatility Volume Correlations	Cont (2005)
16	PLBTV	Power Law Behavior of Trading Volume	Gabaix et al. (2003)
17	VLM	Long Memory of Volume	Engle and Russell (2007)
18	AA-H	Absence of Autocorrelations	Taylor (2005)
19	FT-H	Fat Tails of Return Distribution	Taylor (2005)
20	LM-H	Long Memory	Taylor (2005)
21	PE	Periodic Effect	Taylor (2005)
22	BU	Bursts	Taylor (2005)
23	CTD	Clustering of Trade Duration	Pacurar (2006)
24	DLM	Long Memory	Pacurar (2006)
25	DO	Overdispersed	Pacurar (2006)
26	PLBT	Power Law Behavior of Trades	Gabaix et al. (2003)
27	US	U Shape	Tsay (2002)
28	SCPC	Spread Correlated with Price Change	Tsay (2002)
29	TLS	Thinness and Large Spread	Muranaga and Ohsawa (1997)
30	TD	Turn-of-the-year Declining	Muranaga and Ohsawa (1997)

Fonte: (Chen et al., 2009)

7.2 Código fonte do modelo implementado em Matlab®.

7.2.1 main.m (programa principal)

```
clc; clear;
uselob = 1;      % Utiliza LOB, se 1 sim cc não
usestrat = 1;   % Utiliza estratégias?,
                % 0 não
                % 1 1/2 fundamentalistas, 1/2 random
                % 2 1/2 fundamentalistas, 1/2 seguidores
                % cc todas random
ra = 1;         % se 1, agentes reactivados (na mudança estrategias)
r = 100;        % se > 1 estrategias alteram de r em r
                % se r = 0 mantém estratégias iniciais
s = 25;         % nº de agentes que sofrem movimentação de estratégia
n = 500;        % agentes
t = 5000;       % iterações
w = 0.5;        % LOB for [p-w, p+w]
p_i = 100;      % preço inicial
s_i = 5;        % init agent stock
m_i = 500;      % init agent money
lq0 = 10000;    % liquidity (calcula do w(t))

% inicializações
operations = [-1,1]; % utilizado como universo de operações random
                % se não forem utilizadas estratégias
strategies = estrategias;
pt = zeros(t,n); % price over time and agent matrix
ae = zeros(t,n); % agent strategies
am = zeros(t,n); % agent cash
as = zeros(t,n); % agent stock
ad = zeros(t,n); % agent operation decision
aa = ones(t,n);  % agent status (if inactive = 0)
pa = zeros(t,81);
p = p_i;
pa2i = 1; % aux para plot estrategias
l = 0;
rai = 0;
ri = 0;
pricetrend = zeros(t,1);
misprice = log(p)-log(p+2*(rand(t,1)-rand(t,1)));
[ae(1,:)] = stratinit(n, usestrat); % init agent strategies
pa2(:,pa2i) = histc(ae(1,:),1:81)'; % plot estrategias
as(1,:) = s_i; % init agent stock
am(1,:) = m_i; % init agent money

for i = 1:t % loop por t
    ask = [0,0,0]; % [value, t, n]
    bid = [0,0,0];

    for j = 1:n % loop por agente
        if usestrat == 0
            % no strategie, so random operation
            oper = operations(ceil(rand*length(operations)));
        else
            %ae(i,j) = round(rand*length(strategies));
            if aa(i,j) == 1
                oper = stratoper (misprice(i,1), pricetrend(i,1), ae(i,j), strategies);
                if (oper == -1 && as(i,j) <= 0) || (oper == 1 && am(i,j) < p)
                    oper = 0; % cancel sell/buy operation
                end
            else
                oper = 0;
            end
        end
    end
end
```

```

pt(i,j) = p;
if uselob == 1
    value = 0;
    while value <= 0
        value = p-w/2 + w*rand; % random value [p-w, p+w]
    end % sure that no negative prices appear
    [ask, bid, osb, ovalue, oagent] = lob(ask, bid, oper, value, w, i, j);
    if osb > 0 % means sell or buy, so affect the next p
        p = ovalue;
        ad(i,j) = oper;
        am(i,j) = am(i,j) - oper*p;
        as(i,j) = as(i,j) + oper;
        am(i,oagent) = am(i,oagent) + oper*p; % no validations made for
        as(i,oagent) = as(i,oagent) - oper; % the secondary agent
    end % that fulfils the buy/sell order
else
    ad(i,j) = oper;
    am(i,j) = am(i,j) - oper*p;
    as(i,j) = as(i,j) + oper;
end

% if after operation, as < 0 inactive the agent.
if as(i,j) < 0 && am(i,j) < p
    aa(i,j) = 0;
end
end

if i < t % take care of last loop
    pt(i+1,1) = p;
    if uselob ~= 1
        pricetrend(i+1,1) = sum(ad(i,:))/lq0 + 0.02*(randn);
        p = p*exp(pricetrend(i+1,1));
        pt(i+1,:) = p;
    else
        pricetrend(i+1,1) = log(pt(i+1,1))-log(pt(i,1));
    end

    am(i+1,:) = am(i,:);
    as(i+1,:) = as(i,:);
    aa(i+1,:) = aa(i,:);

    ri = ri + 1;
    if usestrat ~= 0 && r > 0 && ri == r % check if mantain strategies or change
        [ae(i+1,:), as(i+1,:), am(i+1,:), aa(i+1,:)] = ...
            stratchange( ae, as, am, aa, pt, i, n, s, r, ra, s_i, m_i );
        ri = 0;
        pa2i = pa2i+1;
        pa2(:,pa2i) = histc(ae(i+1,:),1:81)'; % plot estrategias
    else
        ae(i+1,:) = ae(i,:);
    end
    pa(i,:) = histc(ae(i,:),1:81);
end

% just for log ...
if mod(i, ceil(t/100)) == 0
    l = l + 1;
    [sprintf('%03d',l), '% t->', int2str(i), ' price->', num2str(p)]
end
end

% plot section
reset(gcf)

% price over time
figure(1)
subplot(2,2,1)
plot(pt(:,1))
xlabel('t')
ylabel('p(t)')

```

```

% volatility
sigma = zeros(t,1);
for a = 1:t-30
    sigma(a,1)=sqrt(1/30*var(log(pt(a:a+30,1))));
end
figure(1)
subplot(2,2,2)
plot(sigma)
xlabel('t')
ylabel('\sigma(t)')

% R
R=pt(:,1)-mean(pt(:,1)); % subtrai a média
RR=zeros(length(R):1);
for k=1:length(R)
    RR(k)=sum(R(1:k));
end; % acumula soma

figure(1)
subplot(2,2,3)
plot(RR)
xlabel('t')
ylabel('R_\sigma(t)')

% Hurst Exponent
figure(1)
subplot(2,2,4)
tmp=HurstNew(pt(:,1),100);

figure(2)
subplot(2,2,1)
plot(sum(am+as.*pt,2)-(m_i+s_i*p_i)*n)
xlabel('t')
ylabel('m+s*p')
title('m+s*p vs time')

figure(2)
subplot(2,2,2)
if usestrat ~= 0
    h=bar3(pa2,0.5);
    xlabel('changes (over t)')
    ylabel('strategie')
    zlabel('agent count')
    axis xy
    colormap 'gray'
    ylim([1 81])
    remove_emptyBars(h);
    view([-45 7.5]);
else
    [y,x]=hist(pricetrend,40);
    plot(x,y,'Marker','*','LineStyle','none')
end

figure(2)
subplot(2,2,3)
plot(pricetrend)
xlabel('t')
ylabel('price trend')

figure(2)
subplot(2,2,4)
plot(misprice)
xlabel('t')
ylabel('misprice')

figure(3)
[y,x]=hist(pricetrend,40);
plot(x,y,'Marker','*','LineStyle','none')

```

7.2.2 stratchange.m (função)

```
function [ aei, asi, ami, aai ] = stratchange( ae, as, am, aa, pt, t, n, s, r, mode,
si, mi )
% função se suporta a movimentação das estratégias

    aei = ae(t,:);
    asi = as(t,:);
    ami = am(t,:);
    aai = aa(t,:);

    %identify best agents
    tmp = zeros(1,3); %[n, estrategia, m+p*s]
    mdo = 0;
    for i = 1:n
        if aai(1,i) > 0
            if t > r && l==0
                tmp = [i,aei(1,i),ami(1,i)+asi(1,i)*pt(t,i)-(am(t-r,i)+as(t-
r,i)*pt(t-r,i))];
            else
                tmp = [i,aei(1,i),ami(1,i)+asi(1,i)*pt(t,i)];
            end
            if mdo > 0
                tmp2 = [tmp2;tmp];
            else
                tmp2= tmp;
            end
            mdo = mdo+1;
        elseif mode == 1
            aei(1,i) = 1+round(rand*80);
            asi(1,i) = si;
            ami(1,i) = mi;
            aai(1,i) = 1;
        end
    end
    tmp3=sortrows(tmp2,-3);

    for j = 1:s
        if aei(1,tmp3(length(tmp3)-j+1)) == tmp3(j,2) && j == 1;
            aei(1,tmp3(length(tmp3)-j+1)) = 1+round(rand*80); % note, if strategie
                % to copie is the same, than try a new one
        else
            aei(1,tmp3(length(tmp3)-j+1)) = tmp3(j,2);
        end
    end
end
```

7.2.3 stratinit.m (função)

```
function [ aei ] = stratinit( n, type )
%STRATAGENTINIT inicialização das estratégias dos agentes

    aei = zeros(1,n);

    switch type
        case 1 % half fixed (73), half random
            for i = 1:n
                if mod(i,2) == 0
                    aei(1,i) = 73; % estrategia fixa, (fundamental 73)
                else
                    aei(1,i) = 1+round(rand*80);
                end
            end
        case 2 % half fixed (73), half follower
```

```

        for i = 1:n
            if mod(i,2) == 0
                aei(1,i) = 73; % estrategia fixa, (fundamental 73)
            else
                aei(1,i) = 61; % estrategia fixa, (follower 61)
            end
        end
        otherwise % all random
            aei(1,:) = 1+round(rand(1,n)*80);
        end
    end
end

```

7.2.4 stratoper.m (função)

```

function [ oper ] = stratoper( misprice, pricetrend, ae, strategies )
%STRATOPER função que calcula qual a operação com base na estratégia, misprice
% e price trend

m = faux(misprice);
p = faux(pricetrend);

a = [m*p; m*(1-p); (1-m)*p; (1-m)*(1-p)];

if ae > 0 && ae <= length(strategies)
    oper = strategies(ae,:)*a;
else
    oper = 0;
end
end
end

```

7.2.5 estrategias.m (função)

```

% devolve array de estrategias com permutações de -1, 0 e 1 a 4 variáveis.
% exemplo: [-1 -1 0 1]
% para utilizar os índices directamente, a numeração fica desfasada
% logo, a fundamental [1,1,-1,-1] é a 73 e não a 72 como definido na tese

function [A] = estrategias ()

A = zeros(81,4);
i=1;

for a = 0:2
    for b = 0:2
        for c = 0:2
            for d = 0:2
                A(i,:)= [a-1,b-1,c-1,d-1];
                i=i+1;
            end
        end
    end
end
end;

```

7.2.6 lob.m (função)

```
function [ ask, bid, osb, ovalue, oagent ] = lob( ask, bid, oper, value, w, t, n )
%LOB função de suporte à dinâmica do LOB
    order = [value, t, n];
    osb = 0;
    ovalue = 0;
    oagent = 0;

    [ask, bid] = lobclean(ask, bid, value, w);

    if oper == -1 % this means sell
        % look for buying order
        sbid = sortrows(bid,[1 2 3]);
        for i = 1:size(sbid)
            if sbid(i,1) >= value && sbid(i,3) ~= 0
                osb = 1;
                ovalue = value;
                oagent = sbid(i,3);
                sbid(i,:) = [ ];
                bid = sbid;
                break
            end
        end
        if osb == 0
            % if no one found, register a selling order
            ask = [ask; order];
        end
    elseif oper == 1 % this means buy
        % look for selling order
        sask = sortrows(ask,[-1 2 3]);
        for i = 1:size(sask)
            if sask(i,1) <= value && sask(i,3) ~= 0
                osb = 1;
                ovalue = value;
                oagent = sask(i,3);
                sask(i,:) = [ ];
                ask = sask;
                break
            end
        end
        if osb == 0
            % if no one found, register a selling order
            bid = [bid; order];
        end
    end
end
```

7.2.7 lobclean.m (função)

```
function [ ask, bid ] = lobclean(ask, bid, p, w)
%LOBCLEAN limpa as ordens fora do intervalo

    % init
    askt = [0,0,0];
    bidt = [0,0,0];

    for i = 1:size(ask)
        if ask(i,1) > p + w || ask(i,1) < p - w
            else
                askt = [askt; ask(i,:)];
            end
        end
    end
    for i = 1:size(bid)
```

```

        if bid(i,1) > p + w || bid(i,1) < p - w
        else
            bidt = [bidt; bid(i,:)];
        end
    end

    ask=askt;
    bid=bidt;

end

```

7.2.8 faux.m (função)

```

function [a] = faux (input)

if input < 0.003
    a = 0;
else
    a = 1;
end;

```

7.2.9 hurstnew.m (função)

```

function [VM] = HurstNew(Serie,range)

% resp=HurstNew(rand(1,5000),50,10); chamada tipica com série
% gerada ao acaso
%.....

R=Serie-mean(Serie); % subtrai a media
RR=zeros(length(R):1);
for k=1:length(R)
    RR(k)=sum(R(1:k));
end; % acumula soma
VM=zeros(length(R),range);

for dt=1:range % para cada intervalo, concatena serie
    RX=[RR RR(1:dt)];
    for j=1:length(R) % para cada intervalo guarda quadrado
desloc.
        VM(j,dt)=(RX(j+dt)-RX(j)).^2;
    end;
end;

[P,S]=polyfit(log(1:range),log(sqrt(mean(VM))),1); % encontra o polinomio de grau
1
disp(['Hurst Expoent=' num2str(P(1),3)]; % mostra o declive
disp(P);
disp(S);
loglog(1:range,polyval(P,(1:range)),'o',(1:range),polyval(P,(1:range)),'.');
title(['Hurst=' num2str(P(1),3)]
xlabel('\Delta');
ylabel('<|R_\sigma(t+\Delta)-R_\sigma(t)|>')

```


7.2.10 remove_empty_bars.m (função)

```
function remove_empty_bars(hBars)
    for iSeries = 1:numel(hBars)
        zData = get(hBars(iSeries), 'ZData'); %# Get the z data
        index = logical(kron(zData(2:6:end,2) == 0, ones(6,1))); %# Find empty bars
        zData(index,:) = nan; %# Set the z data for empty bars to nan
        set(hBars(iSeries), 'ZData', zData, 'FaceColor', [0.85 0.85 0.85]); %# Update the
graphics objects
    end
end
```