

Danielle de Almeida Mota Soares

Economia Comportamental e *Agent Based Model*: um
estudo sobre Comportamento de Manada e Vieses Cognitivos
no Mercado Financeiro



Danielle de Almeida Mota Soares

Economia Comportamental e *Agent Based Model*: um estudo sobre Comportamento de Manada e Vieses Cognitivos no Mercado Financeiro

Tese de Doutorado, apresentado ao Conselho, Programa Doutorado em Economia da Faculdade de Ciências e Letras – Unesp/Araraquara, como requisito para obtenção do título de Doutor em Economia.

Linha de pesquisa: Métodos Quantitativos Aplicados e Modelos de Simulação Baseados em Agentes

Orientador: Prof. Dr. Mário Augusto Bertella

ARARAQUARA – S.P.
2024

S676e

Soares, Danielle de Almeida Mota

Economia Comportamental e Agent-Based Model : um estudo sobre Comportamento de Manada e Vieses Cognitivos no Mercado Financeiro / Danielle de Almeida Mota Soares. -- Araraquara, 2024
153 p.

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista (UNESP),
Faculdade de Ciências e Letras, Araraquara
Orientador: Mário Augusto Bertella

1. Economia Comportamental. 2. Agent Based Model. 3. Modelo Baseado em Agentes. 4. Mercado Financeiro. 5. Comportamento de Manada. I. Título.

IMPACTO POTENCIAL DA PESQUISA

A presente pesquisa contribui para o avanço científico e técnico ao integrar Economia Comportamental e *Agent-Based Model* (ABM), especialmente por meio da adaptação do modelo Johansen–Ledoit–Sornette (JLS) com vieses comportamentais como otimismo e excesso de confiança. Essa abordagem amplia a compreensão dos limites cognitivos e das interações sociais nos mercados financeiros e em sistemas complexos, fornecendo evidências quantitativas de simulações computacionais que corroboram e expandem fatos estilizados da literatura.

POTENTIAL IMPACT OF THIS RESEARCH

This research contributes to scientific and technical advancement by integrating Behavioral Economics and Agent-Based Modeling (ABM), particularly through the adaptation of the Johansen–Ledoit–Sornette (JLS) model to behavioral biases such as optimism and overconfidence. This approach broadens our understanding of cognitive limits and social interactions in financial markets and complex systems, providing quantitative evidence from computer simulations that corroborate and expand upon stylized findings in the literature.

DANIELLE DE ALMEIDA MOTA SOARES

Economia Comportamental e *Agent Based Model*: um estudo sobre Comportamento de Manada e Vieses Cognitivos no Mercado Financeiro

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências e Letras – UNESP/Araraquara, como requisito para obtenção do título de Doutor em Economia.

Linha de pesquisa: Métodos Quantitativos Aplicados e Modelos de Simulação Baseados em Agentes

Orientador: Prof. Dr. Mário Augusto Bertella

Data da defesa: 20 /12 /2024

MEMBROS COMPONENTES DA BANCA EXAMINADORA:

Presidente e Orientador: Prof. Dr. Mário Augusto Bertella
Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”

Membro Titular: Prof. Dr. Edgardo Brigatti
Universidade Federal do Rio de Janeiro

Membro Titular: Prof. Dr. Jonathas Nunes da Silva
Fucapi - Fundação Centro de Análise, Pesquisa e Inovação Tecnológica

Membro Titular: Prof. Dr. André Luiz Correa
Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”

Membro Titular: Profa. Dra. Tatiana Massaroli de Melo
Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”

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

AGRADECIMENTOS

À minha mãe, Nilzete Lopes de Almeida, por todo o amor, apoio e incentivo incondicional ao longo da minha jornada acadêmica.

Ao meu orientador, Prof. Mario Augusto Bertella, pela paciência, orientação segura e pelas valiosas contribuições que tornaram este trabalho possível.

Ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Unesp, pelo suporte institucional e pela compreensão ao longo deste período de doutorado.

Aos meus amigos, Guilherme e Raphael, pela amizade, parceria e apoio constantes em todas as etapas desta caminhada.

RESUMO

A economia comportamental e os *Agent-Based Models* (ABM) têm se afirmado como uma vertente relevante para a investigação de fenômenos econômicos considerando sistemas complexos. Eles representam de forma adequada as limitações internas (cognitivas) e externas (resultantes do meio) oferecendo uma alternativa a outras abordagens da economia. Nesse contexto, adotou-se um modelo de Ising aplicado ao mercado financeiro. O modelo Johansen–Ledoit–Sornette (JLS) destaca-se por integrar de forma explícita a racionalidade limitada, configurando-se como um ABM que, por sua própria formulação, já contém um elemento comportamental intrínseco. As alterações no modelo incluem: aumento no número de agentes (vizinhos) que influenciam o agente, inserção do viés do otimismo por meio de um parâmetro que incide especificamente sobre as compras, e a introdução do excesso de confiança. Os resultados mostram que o modelo corrobora com os fatos estilizados verificados no modelo original: caudas pesadas, ausência de correlação dos retornos e agrupamento de volatilidade. O aumento do número de vizinhos dos agentes levou a uma maior instabilidade do sistema, refletida no aumento de *clusters* de volatilidade e na possibilidade de formação de bolhas. O viés do otimismo resultou em um aumento na volatilidade do mercado, enquanto o excesso de confiança demonstrou que a formulação do modelo, ao inferir confiança mesmo diante de retornos e notícias negativas, apresentou um comportamento distinto do esperado pela literatura, embora usualmente seja associado ao aumento de riscos e à formação de bolhas, no presente modelo mostrou indícios de amortecimento, sugerindo um efeito parcialmente estabilizador.

Palavras – chave: Economia Comportamental; Modelos Baseados em Agentes; Agent-Based Model; Mercado Financeiro, Comportamento de Manada; Viés do Otimismo e Excesso de Confiança.

ABSTRACT

Behavioral economics and Agent-Based Models (ABMs) have established themselves as a relevant field for investigating economic phenomena within complex systems. They adequately represent internal (cognitive) and external (environment-related) constraints, offering an alternative to other economic approaches. In this context, an Ising model applied to the financial market was adopted. The Johansen–Ledoit–Sornette (JLS) model stands out for explicitly integrating bounded rationality, configuring itself as an ABM that, by its very formulation, already contains an intrinsic behavioral element. Changes to the model include: an increase in the number of agents (neighbors) influencing the agent, the insertion of an optimism bias through a parameter specifically affecting purchases, and the introduction of overconfidence. The results show that the model corroborates the stylized facts observed in the original model: heavy tails, lack of return correlation, and volatility clustering. The increase in the number of agents' neighbors led to greater system instability, reflected in the increase in volatility clusters and the possibility of bubble formation. The optimism bias resulted in an increase in market volatility, while overconfidence demonstrated that the model's formulation, by inferring confidence even in the face of negative returns and news, exhibited behavior distinct from that expected in the literature. Although usually associated with increased risk and bubble formation, this model showed signs of dampening, suggesting a partially stabilizing effect.

Keywords: Behavioral Economics; Agent-Based Models; Financial Market, Herding Behavior; Optimism Bias and Overconfidence.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Tríade proposta	18
Figura 2	Pilares <i>Agent-Based Model</i>	41
Figura 3	Pilares <i>Agent-Based Model</i> (modelo atualizado)	42
Figura 4	Mercado Financeiro Tradicional x Finanças Comportamentais	49
Figura 5	Representação de Compra e Venda	84
Figura 6	Representação de Compra e Venda após alcançar o ponto crítico	84

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1	Teoria dos Prospectos	33
Gráfico 2	Complexidade x Escala	37
Gráfico 3	Preço e volume das ações da Entremed	63
Gráfico 4	Evolução dos preços de Bitcoins	78
Gráfico 5	Distribuição de densidade de retornos Modelo Gonçalves (2003)	88
Gráfico 6	Trajetória dos Preços	99
Gráfico 7	Autocorrelação dos Retornos	102
Gráfico 8	Autocorrelação das Volatilidades	103
Gráfico 9	Comparação de <i>Clustering</i> de Volatilidade	104
Gráfico 10	Retornos Acumulados ao longo do tempo	106
Gráfico 11	Explosão de variância Móvel (Indicativo de Bolhas)	107
Gráfico 12	Trajetória dos Preços com Viés do Otimismo	127
Gráfico 13	Autocorrelação dos Retornos com Viés do Otimismo	129
Gráfico 14	Autocorrelação das Volatilidades com Viés do Otimismo	130
Gráfico 15	Comparação de <i>Clustering</i> de Volatilidade com Viés de Otimismo	131
Gráfico 16	Retornos Acumulados com Viés do Otimismo	132
Gráfico 17	Variância Móvel (Indicativo de Bolhas) com Viés do Otimismo	133
Gráfico 18	Trajetória dos Preços com Excesso de Confiança	136
Gráfico 19	Autocorrelação dos Retornos com Excesso de Confiança	138
Gráfico 20	Autocorrelação das Volatilidades com Excesso de Confiança	139
Gráfico 21	Comparação de <i>Clustering</i> de Volatilidade com Excesso de Confiança	140
Gráfico 22	Retornos Acumulados com Excesso de Confiança	141
Gráfico 23	Variância Móvel (Indicativo de Bolhas) com Excesso de Confiança	142

LISTA DE FLUXOGRAMAS

Fluxograma 1	História da Incerteza na Economia	38
Fluxograma 2	Incerteza em Sistemas Complexos	39
Fluxograma 3	Anomalias do Mercado Financeiro	46
Fluxograma 4	Abordagem Consequencialista	117
Fluxograma 5	Risco como sentimento	118

LISTA DE QUADROS

Quadro 1	Propriedades Sistema 1 e Sistema 2	27
Quadro 2	Anomalias nos axiomas	30
Quadro 3	Paradoxo de Allais	31
Quadro 4	Heurísticas, vieses e efeitos nas finanças comportamentais	51-53
Quadro 5	Mecanismos de Mercado em ABMs de finanças	55
Quadro 6	Fatos Estilizados	56-57
Quadro 7	Comparação das Teorias de Comportamento de Manada segundo Oito Dimensões	66
Quadro 8	A aplicação do modelo de Ising no mercado financeiro	79
Quadro 9	Excesso de Confiança e Viés do Otimismo em ABMs do mercado financeiro	122-124

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Estatísticas Descritivas	97
Tabela 2	Assimetria e Curtose (Retornos)	101
Tabela 3	Estatísticas Descritivas com Viés do Otimismo	126
Tabela 4	Assimetria e Curtose com Viés do Otimismo	128
Tabela 5	Estatísticas Descritivas com Excesso de Confiança	135
Tabela 6	Assimetria e Curtose com Excesso de Confiança	137

SUMÁRIO

1. Introdução	16
2. Sistemas Complexos e Economia Comportamental: congruências para uma abordagem alternativa da economia	20
2.1 A origem da ciência econômica e o agente representativo	21
2.2 Anomalias	22
2.2.1 Limites Internos	26
2.2.2 Limites Externos	33
2.3 <i>Agent-based model</i>	40
2.4 Finanças Comportamentais	43
2.5 <i>Agent-Based Model</i> e Finanças Comportamentais	53
2.6 Conclusão	58
3. Comportamento de manada: imitação em <i>Agent-Based Model</i>	59
3.1 Comportamento de Manada	59
3.2 Bolhas e <i>Crashes</i>	69
3.2.1 Bolhas	69
3.2.2 <i>Crashes</i>	75
3.3 <i>Outliers</i> e Modelos Ising	76
3.4 Johansen-Ledoit-Sornette (JLS)	81
3.4.1 Modelo Gonçalves (2003)	85
3.4.2 Modelo Sornette e Zhou (2006)	88
3.5 Justificativa e Descrição do Modelo	93
3.5.1 Resultados da Simulação com aumento do número de vizinhos	96
3.6 Conclusão	107
4 Excesso de Confiança e Viés do Otimismo em um <i>Agent Based Model</i>	109
4.1 Excesso de Confiança e Viés do Otimismo	109
4.2 Excesso de Confiança, Viés do Otimismo e Sentimentos em Finanças Comportamentais	114
4.3 Excesso de Confiança, Viés do Otimismo e Sentimentos em ABMs	120
4.4 Descrição do Modelo	124
4.4.1 Viés do Otimismo	125
4.4.1.1 Resultados	125

4.4.2 Excesso de Confiança	134
4.4.2.1 Resultados	135
4.5 Conclusão	143
5. Considerações Finais	144
Referências	145

1. Introdução

A economia comportamental, com ascensão nos anos 1970, emerge como uma nova lente agregar na compreensão do comportamento dos agentes econômicos, diante das diversas anomalias apresentadas pela economia tradicional. Estas anomalias têm como principal fonte um pressuposto da economia tradicional amplamente contestado pela economia comportamental: a racionalidade plena dos agentes.

Os *Agent Based Model* (ABMs) também surgem como uma forma de modelagem alternativa. Os ABMs focam na interação dos agentes para verificar os comportamentos emergentes de tais interações, seguindo a lógica de sistemas complexos, em um ambiente artificial.

O primeiro economista a unir esses dois temas em conjunto foi Herbert Simon. Em 1975, Simon ganhou o prêmio Turing por “contribuições para a inteligência artificial, a psicologia da cognição humana e o processamento de listas.”¹, e em 1978 ganhou o Prêmio de Ciências Econômicas em Memória de Alfred Nobel pela “pela sua investigação pioneira sobre o processo de tomada de decisão nas organizações econômicas”²³. Simon foi pioneiro no conceito de racionalidade limitada, posteriormente extensamente utilizado por economistas de diversas vertentes.

Ao mesmo tempo em que apontava a racionalidade limitada, ou seja, como limitações cognitivas e intuição influenciavam o comportamento das empresas e consumidores por resultar em decisões que tinham como objetivo alcançar um resultado satisfatório ao invés de ótimo; também reforçava a capacidade de abordagens computacionais guiadas pela teoria dos sistemas complexos para representar estes comportamentos satisfatórios.

A crítica de Simon, ganha reforço pelo surgimento de anomalias. Segundo ele, ao considerar a racionalidade plena, o foco está em como as pessoas deveriam se comportar, e não em como elas realmente se comportam (Simon, 1959).

Apesar de ganhar notoriedade, o *mainstream* econômico absorveu parcialmente essas ideias, mas não a introduziu como uma das linhas principais. No entanto, elas ganham um novo impulso com a crise de 2008. Conforme ressaltado por Krugman (2011), os economistas não apenas foram surpreendidos como muitos não cogitavam que isso poderia ocorrer. A

¹ https://amturing.acm.org/award_winners/simon_1031467.cfm

² <https://www.nobelprize.org/prizes/lists/all-prizes-in-economic-sciences/1979-1970/>

³ Além do *National Medal of Science* (1986), *John von Neumann Theory Prize* (1988), *IJCAI Award for Research Excellence* (1995) e o do *Award for Outstanding Lifetime Contributions to Psychology* (1993).

macroeconomia convencional não possuía ferramentas o suficiente para lidar com essa perturbação (Fagiolo; Roventini, 2017).

Isso promoveu uma maior abertura a teorias e modelagens alternativas dentro das ciências econômicas. Entre elas a Economia Comportamental e os ABMs se destacaram.

Shiller destaca que Keynes separava os agentes em racionais e agentes com os chamados “espíritos animais”, que apesar de não dominarem a atividade econômica agiriam por motivos não econômicos ou equivocados e seriam os principais responsáveis pela volatilidade. Assim, como nos primórdios Adam Smith já apontava para importância das emoções e colocava o humano como ser empático.

Essas incursões embrionárias traduzem o cerne da economia comportamental que é trazer elementos, inicialmente da psicologia, para a economia resultando em mais realismo ao agente econômico. Esse ponto se traduz em anomalias referentes ao ambiente interno dos agentes, ou seja, dizem respeito a restrições cognitivas e influência de emoções que impedem a total absorção de informações pelo ser humano.

Os ABMs, ao trazer a abordagem de sistemas complexos, consideram que unidades ao interagir entre si criam propriedades emergentes, consistindo em uma visão alternativa que pode ajudar a compreender as anomalias resultado da interação com o ambiente externo (interação com o entorno e outros agentes). Isso porque não apenas replica o comportamento individual para o coletivo como a economia tradicional, mas sim considera como a dinâmica e interação em si podem criar novas propriedades, tornando-se promissor para a modelagem econômica. Assim, os ABMs apresentam a oportunidade de um “mapeamento micro macro”⁴.

O comitê da Academia Sueca de Ciências comenta em 2013 que os mercados são movidos por “uma mistura de cálculo racional e comportamento”. Apesar de tanto ABMs como economia comportamental trazerem elementos mais realistas do comportamento humano, não são especificadas quais doses de cálculo racional e comportamento devem compor as teorias e modelagens nas ciências econômicas.

Diante das diversas perspectivas sobre anomalias nos contextos interno e externo, é crucial analisar as convergências e divergências entre essas esferas, bem como entender como elas se entrelaçam para gerar novas abordagens.

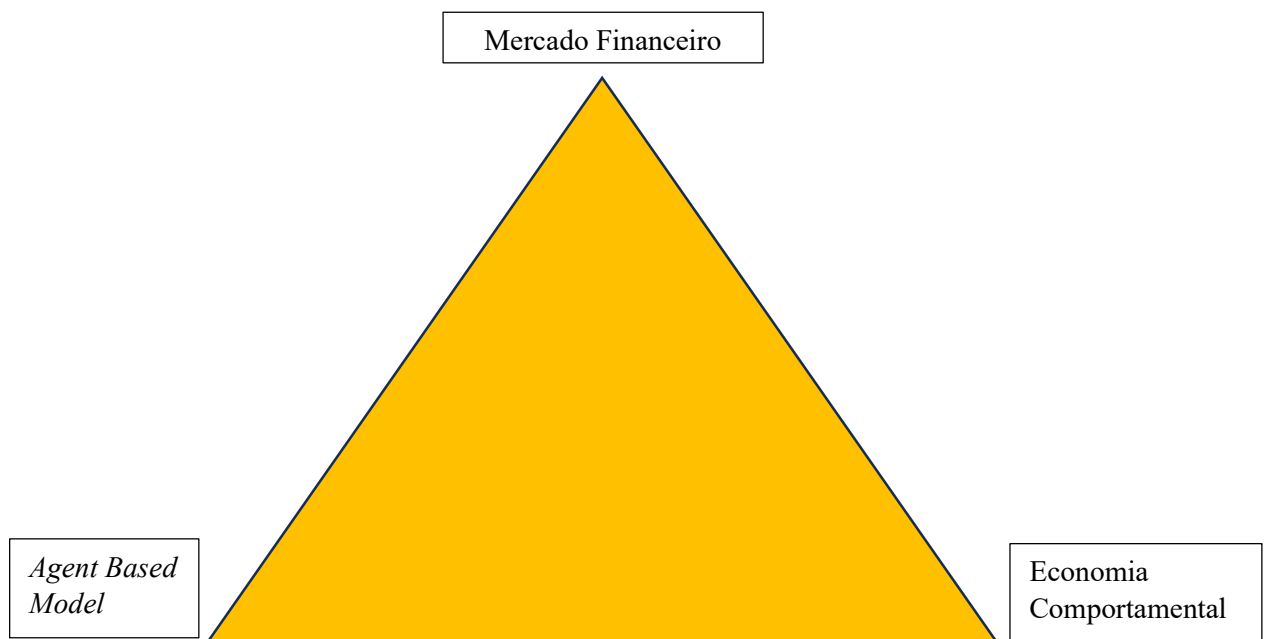
Para isso, a área escolhida é a dos mercados financeiros. O mercado financeiro constitui um ambiente único em termos de mensuração de impacto de informações externas, quantidade e ações dos agentes e a existência de uma longa compilação de dados históricos.

⁴ Lovric (2011).

Os ABMs voltados ao mercado financeiro tem como objetivo principal validar os fatos estilizados do mercado financeiro. No entanto, é igualmente essencial examinar suas interações com outras teorias alternativas.

Com isso são apresentados os três pilares principais dessa tese: Economia Comportamental, ABM e Mercado Financeiro. Um resumo da tríade proposta segue abaixo:

Figura 1: Tríade proposta



Fonte: Elaboração Própria

Assim, a economia comportamental é utilizada para trazer mais elementos realísticos aos comportamentos do agente individual quanto às suas limitações internas. Quanto a questões relativas ao comportamento coletivo são utilizadas os ABMs explorando a abordagem de sistemas complexos. E, por fim, a área escolhida como área de aplicação é o mercado financeiro.

Para isso, essa tese será dividida em três capítulos. O primeiro abordará como as anomalias presentes nos limites internos e externo da economia tradicional, e como os ABMs podem fornecer uma abordagem conciliadora.

No segundo capítulo, investiga-se como os comportamentos coletivos podem emergir dentro dessa abordagem, destacando o fenômeno do comportamento de manada a partir de modelos de Ising, originalmente desenvolvidos no campo do ferromagnetismo. O modelo selecionado para exploração é o JLS (Johansen-Ledoit-Sornette), por sua simplicidade, pela forma como pressupõe a interação entre agentes e confere dinamismo ao sistema, além de

permitir diferentes níveis de influência recebida por cada agente, configurando uma situação de racionalidade limitada. O objetivo central é ampliar o número de vizinhos que influenciam cada agente, de modo a simular com maior realismo o comportamento de manada e verificar se o modelo continua a reproduzir os fatos estilizados observados na versão original: caudas pesadas, ausência de autocorrelação dos retornos e agrupamento de volatilidade.

No terceiro capítulo, são incorporados parâmetros adicionais destinados a representar vieses comportamentais específicos, como o viés do otimismo e o excesso de confiança. A partir dessa modificação, também se avalia se o modelo mantém a capacidade de reproduzir os fatos estilizados, permitindo analisar em que medida esses vieses alteram a dinâmica do sistema.

2. Sistemas Complexos e Economia Comportamental: congruências para uma abordagem alternativa da economia

A economia comportamental e os sistemas complexos passaram por um momento de expansão. Tais abordagens já existiam, mas estavam distantes do *mainstream* da teoria econômica. Isso se refletiu na introdução da racionalidade limitada, a utilização de *Agent-Based Model* (ABM) e a introdução de heurísticas e vieses cognitivos com intuito de trazer mais realidade aos agentes econômicos.

No entanto, eles também apresentam limitações. Por um lado, os ABMs tem o foco em validar fatos estilizados, mas as abordagens e fórmulas não apresentam uma estruturação padrão explícita, dificultando comparações a validações teóricas, por não utilizar fundamentos ou dados comportamentais (Jager, 2021); por outro lado, no campo das teorias comportamentais, tem-se destacado o desafio de ir além do *nudge* e dos experimentos controlados randomizados, que usualmente trazem uma abordagem linear e simples de compreender o comportamento humano sem lidar com suas repercussões e efeitos adjacentes. Por isso, surge a importância de explorar o potencial das teorias comportamentais aliadas ao pensamento complexo e ABMs (Hallsworth, 2023).

O presente capítulo tem como objetivo mostrar as congruências entre a abordagem da economia como um sistema complexo e a economia comportamental, constituindo pilares complementares para uma análise nas ciências econômicas. Para isso, serão apresentadas as anomalias internas e externas presentes nas abordagens tradicionais que conduziram aos principais conceitos da teoria econômica baseada no agente racional, e, como a economia comportamental e os sistemas complexos apontaram e encontraram abordagens alternativas para tais anomalias. Na sequência, serão mostrados os principais conceitos da economia comportamental e os possíveis pontos nos quais estas duas abordagens podem se integrar na busca de tratamentos alternativos para as anomalias. Conclui-se com uma ferramenta capaz de exemplificar tal interação: *Agent-Based Model* em finanças comportamentais.

Em síntese, este estudo visa contribuir para uma compreensão mais holística e dinâmica das teorias econômicas, destacando a importância da integração entre a economia comportamental e a abordagem de sistemas complexos, proporcionando contribuições valiosas para aprimorar a compreensão dos fenômenos econômicos.

No presente estudo, daremos ênfase às abordagens de sistemas complexos e da economia comportamental, mostrando suas congruências e sinergias. Para isso, o tópico 1.1 mostrará como surgiu o agente representativo; O tópico 1.2 abordará as anomalias internas

identificadas pela economia comportamental, destacando seus principais conceitos. Além de discutir como as anomalias externas podem ser minimizadas ao tratar a economia como um sistema complexo, o tópico 1.3 apresentará as principais características dos modelos ABMSs; já o tópico 1.4 apresentará as finanças comportamentais, vertente da economia comportamental que aborda o mercado financeiro; por fim, o tópico seguinte mostra como as finanças comportamentais foram afetadas por essas abordagens e como estas podem ser unidas por meio dos modelos ABMs.

2.1 A origem da ciência econômica e o agente representativo

A economia é um conjunto interativo de diversos agentes: consumidores, empresas, mercados. Todos estes agentes tomam decisões tanto hierarquicamente quanto simultaneamente, além de se relacionarem entre si, formando uma grande teia de decisões e interações, em meio a diferentes níveis de expectativas e incerteza.

O marco inicial do estudo das ciências econômicas se deu pelo livro “A riqueza das nações”, de 1776, escrito por Adam Smith. Nele, são desenvolvidos temas como a divisão do trabalho, preços, salários e lucros.

O último parágrafo do seu livro anterior, “A teoria dos sentimentos morais”, de 1759, nos dá o prelúdio do que viria a ser “A riqueza das nações”, conforme o trecho a seguir:

Em outro discurso tratarei de explicar os princípios gerais da lei e do governo, e das diferentes revoluções que experimentaram nos diferentes tempos e períodos da sociedade, não apenas no que diz respeito à justiça, mas à ordem e à fazenda pública, ao exército e tudo o mais que seja objeto da lei. Portanto, não me estenderei, nesta obra, sobre as minúcias da história da jurisprudência (Smith, 1999, p. 426-427).

A partir daqui, Smith que anteriormente havia feito uma reflexão dos motivadores do comportamento, pretende ampliar a grandeza dos agentes de sua análise do individual para o coletivo, tratando de assuntos de maior escopo.

Ao ampliar o escopo, pode-se optar por generalizações nas quais alguns elementos importantes são perdidos. No livro “Teoria dos Sentimentos Morais”, Smith (1999) explora ideias relacionadas à complexidade do comportamento humano, muitas vezes guiados por paixões e aversões, além de forte influência da simpatia, constituindo um ser empático ao comportamento do outro. Outros elementos como senso de ética e justiça também são colocados como centrais para compreender os motivadores do comportamento. Já em “A riqueza das

Nações” (Smith, 1996), esses motivadores são simplificados: o homem incorpora apenas as características egoístas, agindo em benefício próprio com o objetivo de alcançar riqueza.

Bentham é o primeiro a trazer a noção de utilidade. Segundo ele, a natureza possui dois mestres soberanos, prazer e dor, assim os seres humanos buscam aumentar o prazer e diminuir a dor. A definição de utilidade é descrita no trecho abaixo (Bentham, 1996, p. 14):

Por utilidade entende-se a propriedade em qualquer objeto, pelo qual tende a produzir benefício, vantagem, prazer, bem ou felicidade (..) ou (..) evitar que aconteçam males, dores, males ou infelicidade à parte cujo interesse é considerado: se essa parte for a comunidade em geral, então a felicidade da comunidade; se for um indivíduo em particular, então a felicidade desse indivíduo.

Para Bentham, a utilidade se confunde com o valor da mercadoria, que mais tarde dá margem a teoria de utilidade de Jevons, incluindo a utilidade marginal (satisfação em se ter uma unidade a mais de mercadoria) e a escola neoclássica.

No entanto, todos esses elementos formam um conjunto muito mais intrincado do que o proposto. Como ressaltado por Simon (1981), o centro da economia não é o comportamento de um consumidor ou de uma empresa individual e, sim, como todos esses agentes individuais se coordenam.

A teoria econômica tradicional⁵ optou por lidar com este sistema de maneira que ele tenda ao equilíbrio ou a um estado de alta ordem (Foster, 2005). Assim, por vezes, para alcançar esse equilíbrio conta com o mecanismo do mercado⁶ para gerenciar a coordenação de tais agentes (Simon, 1981). O termo equilíbrio, como expresso por Kirman (2010, pag. 6, tradução nossa), neste contexto significa:

A definição moderna de equilíbrio (..) é simplesmente uma descrição de alocação de recursos para consumidores individuais e empresas, a partir da qual, ninguém, dadas as restrições impostas pelo sistema, teria qualquer interesse em se desviar. Portanto, a ideia é puramente estatística. Os economistas estudam as propriedades de tais estados e os resultados mais importantes na economia do bem-estar giram em torno da ideia de que os equilíbrios são eficientes.

Esse ponto de eficiência representa um estado no qual nada poderia ser melhorado sem que isso representasse um custo para alguma parte. Obviamente que essa abordagem significou

⁵ O termo será utilizado para descrever os pressupostos da escola neoclássica.

⁶ Mecanismo que por meio do interesse próprio de cada agente faz com que consumo, venda, produção atinjam equilíbrio (SIMON, 1981).

uma grande simplificação do comportamento humano, que só foi possível por meio do agente representativo.

Conforme Simon (1955, p. 99, tradução nossa), a priori esse agente representativo possuía as seguintes características:

Este homem assume-se que tem conhecimento dos aspectos relevantes de seu ambiente que, se não for absolutamente completo, é pelo menos impressionantemente claro e volumoso. Supõe-se que ele também tenha um sistema de preferências bem-organizado e estável, e uma habilidade em computação que o permite calcular, para os cursos alternativos de ação que estão disponíveis para ele, quais deles o permitirão alcançar o ponto mais alto atingível em sua escala de preferência.

Tais características pareciam pressupostos razoáveis. Assim, considerava-se que as pessoas eram eficazes em buscar seus objetivos, especialmente se havia espaço para aprendizado, por isso poderia considerá-las como agentes maximizadores de utilidade (Tversky; Kahneman, 1986).

O resultado é um agente racional, sob a ótica da racionalidade lógica, ou seja, capaz de absorver todas as informações e fazer as análises estatísticas de todas as opções de maneira perfeita.

Posteriormente, a Teoria Moderna da Decisão sob risco herda os pressupostos da utilidade esperada. Apesar de algumas tentativas, como as de Bernoulli e Cramer que colocaram funções de utilidade côncavas com intuito de explicar aversão ao risco e lidar com diferentes percepções de risco utilizando o conceito de expectativas matemáticas. De modo geral, acreditava-se que uma teoria de escolha forneceria um modelo tanto descritivo como normativo com as seguintes motivações: primeiramente, as pessoas são geralmente eficazes em perseguir seus objetivos; além disso, os agentes com estratégias e decisões menos eficazes tendem a sobreviver menos. Isso se baseia na criação de axiomas que representam uma aproximação aceitável do comportamento humano (Tversky; Kahneman, 1986).

Os axiomas da Teoria Moderna da Decisão são vistos como equivalentes à princípios da lógica (Slovic; Tversky, 1974). Assim, o agente seguiria quatro axiomas principais: cancelamento, transitividade, dominância e invariância, além de outros pressupostos considerados “mais técnicos” como a continuidade⁷.

⁷ Em uma loteria A, B e C, por definição, uma combinação de A e C terá a mesma utilidade de B.

A noção do axioma de cancelamento foi identificada com alguns nomes na literatura. Entre eles, o axioma de substituição ou axioma de von Neumann-Morgenstern (2007). O cancelamento é a:

eliminação de qualquer estado do mundo que produza o mesmo resultado, independentemente da escolha de alguém [...] Assim, se A é preferido a B , então a perspectiva de ganhar A se chover amanhã (e nada de outra forma) deve ser preferida à perspectiva de ganhar B se chover amanhã, porque as duas perspectivas produzem o mesmo resultado (nada) (Tversky; Kahneman, 1989, p. 252).

Assim, dois resultados iguais dentro de uma loteria seriam considerados irrelevantes para a loteria como um todo, devendo-se analisar apenas os estados que conduzem a resultados diferentes.

A transitividade significa que sempre é possível atribuir utilidades às escolhas que se traduzem em preferências. Assim, se $u(A) > u(B)$, A é preferível a B . Como consequência, sempre seria possível estabelecer uma escala de preferências.

A dominância diz que “se uma opção é melhor do que outra em um estado e pelo menos tão boa em todos os outros estados, a opção dominante deve ser escolhida.” (Tversky; Kahneman, 1989, p. 253).

Por fim, a invariância significa que “diferentes representações do mesmo problema de escolha deveriam produzir a mesma preferência.” (Tversky; Kahneman, 1989, p. 253). O princípio de invariância é considerado como tão básico que muitas vezes não é colocado como axioma (Tversky; Kahneman, 1989)

Tais pressupostos tiveram o comportamento extrapolado do indivíduo para o grupo. Segundo Kirman (1992), um dos motivos pelos quais o agente representativo teve um uso tão extensivo foi, primeiramente, a suposição de ter um modelo apropriado de comportamento individual de maximização, assim a criação de macromodelos baseados em tal agente seria um passo natural. Além disso, em um ambiente de competição, supunha-se que os agentes racionais sobreviveriam e iriam impor a racionalidade por todo o mercado (Tversky, Kahneman, 1986). Outro motivo é que tal modelo poderia ser extrapolado e o equilíbrio, que frequentemente necessitava ser único e estável, facilitava “estática comparativa para avaliar os efeitos das mudanças”, essenciais para analisar, por exemplo, mudanças de políticas dentro da economia.

Entretanto, esse modelo não era considerado uma unanimidade para a compreensão da macroeconomia, como de acordo com Arkelof e Shiller (2010, p. 12):

Acreditamos que a história nua e crua da mão invisível, embora seja fundamental está errada no nível de detalhe e é necessária uma aproximação para explicar o que precisamos saber sobre macroeconomia

Arkelof e Shiller (2010) já questionavam as escolhas que foram feitas para o agente representativo e suas extrapolações.

No tópico a seguir, discutiremos as controvérsias contidas dentro do agente representativo.

2.2 Anomalias

As controvérsias envolvidas no agente representativo estimularam a procura e apontamento de anomalias dentro do modelo do agente racional.

Por um lado, a defesa ao modelo do homem racional foi supor que as pessoas ou agiam assim ou gostariam de agir assim. O “como se”, criado por Friedman (1953) e amplamente divulgado, defendia que um jogador de sinuca experiente realiza suas tacadas como se conhecesse as fórmulas que traçariam a melhor trajetória para alcançar o ângulo adequado, caso contrário não seria um jogador experiente. De acordo com Friedman (1953, p. 157 e 158), a mesma lógica poderia ser aplicada à hipótese econômica, conforme trecho a seguir:

É apenas um pequeno passo desses exemplos para a hipótese econômica de que, sob uma ampla gama de circunstâncias, as empresas individuais se comportam como se estivessem buscando racionalmente maximizar seus retornos esperados (geralmente, se erroneamente chamados de “lucros”) e tivessem pleno conhecimento dos dados necessários para ter sucesso nessa tentativa; como se, eles conhecessem as funções relevantes de custo e demanda, calculassem o custo marginal e a receita marginal de todas as ações abertas a eles e levassem cada linha de ação ao ponto em que o custo marginal relevante e a receita marginal eram iguais.

Apesar de admitir que podem ocorrer alguns desvios, este constituiria o comportamento coerente no mercado e o conduziria a maximização dos retornos.

Por outro lado, os apontamentos das anomalias existentes no paradigma das ciências econômicas cresceram. Anomalia é uma solução com características específicas, conforme Kahneman et al (1991, p. 193, tradução nossa) explicita no trecho a seguir: “Um resultado empírico qualifica-se como uma anomalia se for difícil de “racionalizar” ou se forem necessárias suposições implausíveis para o explicar dentro do paradigma”. Assim, as anomalias são resultados que mostram incongruências com o paradigma atual da ciência econômica (Thaler, 1987).

Simon (1959) utiliza a metáfora do melaço para discutir a metodologia utilizada para o estudo da economia. De acordo com essa metáfora, um líquido viscoso como o melaço será despejado em um recipiente de forma irregular e deve-se criar uma teoria para prever qual forma esse melaço tomará ao entrar em contato com o recipiente. Supondo que a tigela esteja completamente imóvel (em estado de equilíbrio), precisaríamos saber mais sobre o melaço e sobre o ambiente.

No entanto, caso precisássemos prever situações fora de equilíbrio, como o comportamento anterior do melaço ou um movimento no melaço, precisaríamos de mais informações, especialmente quanto às propriedades do melaço e como ele se adaptaria a nova situação (Simon, 1959). Assim, como na metáfora do melaço, há forças internas e externas que influenciam no comportamento econômico e deveriam compor a construção de sua teoria.

2.2.1 Limites internos

Os aspectos internos englobam elementos trazidos pela psicologia. A relação da economia com a psicologia é de longa data. Após Adam Smith, outros economistas também introduziram esses elementos, alguns exemplos são: Keynes, com o conceito de "espírito animal" (disposição humana para agir, assumir riscos e tomar decisões, mesmo quando as condições econômicas são incertas e não há informações completas ou confiáveis) e as consequências do comportamento convencional (quando o comportamento individual segue o padrão coletivo); e Hayek, com sua preocupação com os limites computacionais humanos.

Um dos campos que se empenhou para encontrar tais anomalias é a economia comportamental. Esta tem como principal objetivo “aumentar o poder explicativo e preditivo da teoria econômica, fornecendo-lhe fundamentos psicologicamente mais plausíveis” (Camerer, 2004, p.3, tradução nossa), utilizando, especialmente elementos da psicologia cognitiva (Aigner; Loewenstein, 2007) para trazer mais realismo aos agentes econômicos.

No que tange ao ambiente interno, essas anomalias são provenientes de limitações cognitivas dos humanos. Como expresso por Simon (1993, p. 397, tradução nossa): “Existem limites em nosso conhecimento, limites em nossa capacidade de calcular as consequências do que sabemos.”. Assim, os agentes econômicos têm capacidade limitada de coletar, absorver e inferir em relação às informações mesmo quando elas estão disponíveis (Simon, 1981).

Tais limitações alteram o objetivo e o percurso que conduz à maximização. O objetivo passa a ser substituído pelo *satisficing*, ou seja, aceitar escolhas “suficientemente boas” ao invés de ótimas. Por exemplo, uma pessoa não precisa analisar todas as pessoas do mundo para

encontrar um/a parceiro/a amoroso/a, ao invés disso impõe requisitos mínimos que são o suficiente para fazer uma escolha.

A explicação é que psicologicamente as motivações vêm dos impulsos, quando o impulso é saciado é o suficiente para que a ação seja encerrada. Assim, seriam considerados níveis de lucros, de compras e de vendas diferentes dos inferidos pela maximização (Simon, 1959).

O mecanismo responsável pelo *satisficing* está relacionado as heurísticas. Adota-se a seguinte definição de heurística: “Uma heurística é uma estratégia que ignora parte das informações, com o objetivo de tomar decisões mais rápidas” (Gigerenzer; Gaissmaier, 2011, p. 454, tradução nossa). As pessoas utilizam alguns princípios heurísticos que reduzem tarefas complexas quanto a probabilidades e operações de juízo (Tversky; Kahneman, 1974).

A teoria de racionalidade limitada de Simon deu origem a dois programas de pesquisa: “Heurísticas rápidas e frugais”⁸ e “Heurísticas e Vieses”. O programa “Heurísticas e Vieses” se popularizou utilizando o sistema dual como modelo de tomada de decisões. Segundo este, há dois mecanismos pelos quais as pessoas realizam escolhas que possuem as propriedades descritas na tabela abaixo:

Quadro 1: Propriedades Sistema 1 e Sistema 2

Sistema 1	Sistema 2
Associativo	baseado em regras
Holístico	analítico
Automático	controlado
relativamente pouco exigente em termos de capacidade cognitiva	exigente em termos capacidade cognitiva
relativamente rápida	relativamente lento
Aquisição pela biologia, exposição e experiência pessoal	aquisição por cultura e aprendizado formal

Fonte: Stanovich; West, 2000, p. 659

Assim, as decisões do Sistema 2 se assemelham ao que é esperado dentro do agente representativo. No entanto, devido ao grande volume de decisões que são tomadas diariamente, a maioria delas está no sistema 1, reino das heurísticas e vieses.

⁸ Tem como principal representante o psicólogo alemão Gerd Gigerenzer.

Diante disso, adota-se que as heurísticas são racionais no senso de que gastam pouco tempo e energia para a deliberação, e limitadamente racionais, no sentido de que podem conduzir a escolhas tendenciosas (Colink, 1996). Já os vieses são tendências ou distorções do julgamento que conduzem a desvios ou erros sistemáticos.

Conforme Lovric (2011, p. 28) demonstra no trecho abaixo:

É importante ressaltar que heurísticas e vieses não devem ser tratados como sinônimos, embora possamos frequentemente ler sobre eles juntos na literatura de finanças comportamentais. Nem todos os vieses surgem de heurísticas e, também, nem sempre o uso de heurísticas leva a vieses.

Assim, por se tratar de um mecanismo evolutivo de tomada de decisão nem sempre heurísticas são ruins ou conectadas a um viés.

Tais conceitos são explorados pelo programa de pesquisa “Heurísticas e Vieses”, de Kahneman e Tversky. Thaler, um dos descendentes do programa de pesquisa, se tornou um dos destaques na busca por anomalias e lançou uma série quanto ao tema no final dos anos 1980 no *Journal of Economic Perspectives*⁹.

Kahneman e Thaler (2006) mostram anomalias referentes à maximização da utilidade. O termo utilidade teve diferentes definições ao longo do tempo, destacando-se em dois sentidos diferentes, sendo o primeiro, *decision utility* associado à desejabilidade como resultado ou para explicar uma decisão, e o segundo, *experienced utility* que se refere à posição final do processo. No entanto, na teoria da decisão moderna, a utilidade se tornou relacionada à tomada de decisão, mantendo as preferências estáveis ao longo do tempo e obedecendo o restante dos axiomas de maximização da utilidade (Kahneman; Thaler, 2006).

A problemática surge ao não se considerar os dois sentidos que a utilidade pode possuir, pois, por vezes, pode conduzir a não consistência, ou seja resulta na não escolha das melhores decisões. Como expresso por Kahneman e Thaler (2006, p. 222), no exemplo:

Considere o exemplo de um comprador com muita fome (ele perdeu o almoço) fazendo suas compras semanais em um supermercado no final da tarde de uma segunda-feira. Se seu atual estado de fome o induz a comprar uma porção excessivamente grande do jantar para consumo no final da semana (em um dia em que ele comerá seu almoço normal no escritório), então ele cometeu um erro de previsão que levou a uma má escolha.

⁹ (THALER, 1987) (THALER, 1988a) (THALER; ZIEBRA, 1988) (DAWES; THALER, 1988) (THALER, 1988b) (THALER, 1989) (DE BONT; THALER, 1989) (LOEWENSTEIN; THALER, 1989) (THALER, 1990) (TVERSKY; THALER, 1990) (FROOT; THALER, 1990) (LEE; SHLEIFER; THALER, 1990) (KAHNEMAN; KNETSCH; THALER, 1991) (CAMERER; THALER, 1995) (SIEGEL; THALER, 1997) (RABIN; THALER, 2001) (LAMONT, THALER, 2003).

O bem-estar final objetivado pela tomada de decisão é uma previsão feita pelo julgamento intuitivo dentro do Sistema 1. São pensamentos que vêm rapidamente e com alto nível de acessibilidade a mente. Por isso, nessa situação uma pergunta difícil pode ser substituída por outra que possua uma resposta mais fácil e acessível (Kahneman, 2003).

Além da problemática envolvida na definição de utilidade, os axiomas relacionados a preferência estão sujeitos a diversas violações. De acordo com Tversky e Kahneman (1989, p. 254): “A invariância e a dominância parecem essenciais, a transitividade pode ser questionada e o cancelamento foi rejeitado por muitos autores”.

O cancelamento foi questionado por alguns contraexemplos que contribuíram para que diversos autores abandonassem esse axioma (Tversky; Kahneman, 1989). Os paradoxos de Allais (1953) e Ellsberg (1961) fazem parte dos contraexemplos que questionam a teoria da utilidade esperada.

Os modelos apresentados por Tversky e Kahneman (1989) podem ser subdivididos em quatro categorias principais de acordo com a forma como tratam o processo de tomada de decisão. Na primeira categoria, inspirada pelo paradoxo de Allais (1953), as escolhas não seguem regras lineares tradicionais e medem utilidade de forma indireta, mas aplicam restrições específicas, como a exigência de funções matemáticas suaves e contínuas.

Na segunda categoria, os modelos de quociente de expectativas utilizam uma abordagem mais flexível para substituir uma regra básica das teorias clássicas de decisão. A terceira categoria, os modelos bilineares, combina elementos de decisão de forma que não permite adições simples, resultando em equações matemáticas mais complexas.

Finalmente, a quarta categoria, os modelos não transitivos, analisa situações em que as preferências das pessoas não seguem uma ordem lógica fixa, considerando simultaneamente dois fatores. Esses modelos auxiliam na compreensão de comportamentos que não se alinham perfeitamente às teorias tradicionais.

O quadro abaixo faz um sumário de tais violações dos axiomas relacionados aos modelos equivalentes:

Quadro 2 – Anomalias nos axiomas

Axioma	Heurística/Vieses	Modelo
Cancelamento	Efeito de certeza (Allais 1953, 1979; Kahneman e Tversky 1979) (problemas 9-10 e 12 [casos I e 21])	Todos os modelos
Transitividade	Semiordem lexicográfica (Tversky 1969) Reversões de preferência (Slovic e Lichtenstein 1983)	Modelos bivariados
Dominância	Atitudes de risco contrastantes (problema 2) Pesos de decisão subaditiva (problema 8)	Teoria dos Prospectos
Invariância	Efeitos de enquadramento (Problemas 1, 3-4, 5-6, 7-8, 10-11 e 12)	Teoria dos Prospectos

Fonte: Tverky; Kahneman 1989, p. 271

A Teoria dos Prospectos aparece em destaque para explicar diversas anomalias citadas acima. Ela tem como marco a publicação do artigo *Prospect theory: An analysis of decision under risk*, de Kahneman e Tversky, em 1979. Kahneman e Tversky (1979) exaltam a violação dos axiomas por meio do efeito certeza, efeito reflexão e efeito isolamento, ressaltando experimentos realizados.

Primeiramente, o efeito certeza teve como contraexemplo mais famoso o paradoxo de Allais, conforme as opções do quadro abaixo:

Quadro 3 – Paradoxo de Allais

Cenário	Opção A	Opção B
1	Receber 1 milhão de dólares	Jogar um jogo de azar com chances de 11/18 de ganhar 5 milhões de dólares e 7/18 de ganhar nada
2	Jogar um jogo de azar com chances de 1/9 de ganhar 5 milhões de dólares e 8/9 de ganhar 1 milhão de dólares	Jogar outro jogo de azar com chances de 1/2 de ganhar 2 milhões de dólares e 1/2 de ganhar nada

Fonte: elaboração própria a partir dos dados de Allais (1953)

Allais (1953) observou, que quando confrontados a escolher no cenário 1 optavam pela opção A, mas no cenário 2 a decisão tendia a opção B. Esse resultado já mostrava uma inconsistência no padrão de respostas diante da mudança da opção A para a B, incoerente com os axiomas.

Kahneman e Tversky (1979) consideram o paradoxo de Allais o mais difundido exemplo de preferência pela certeza, assim, inspirados pelo exemplo, criaram os problemas de escolha para testar o efeito certeza, conforme a seguir:

PROBLEMA 1: Escolha entre

A: 2.500 com probabilidade 0,33;
 2.400 com probabilidade 0,66;
 0 com probabilidade de 0,01;

B: 2.400 com certeza.

PROBLEMA 2: Escolha entre

C: 2.500 com probabilidade 0,33, 0 com probabilidade 0,67;
 D: 2.400 com probabilidade 0,34, 0 com probabilidade de 0,66.

No problema 1, 82% dos participantes escolheram a alternativa B. No entanto, no problema 2, 83% dos participantes escolheram a alternativa C. O efeito certeza é caracterizada pela preferência à certeza diante da decisão entre uma certeza e uma

probabilidade no domínio positivo (ganhos). No problema 1, é detectado o efeito certeza, no problema 2, o qual não possui alternativas com certeza, é detectada a preferência pelo risco.

Para testar a generalização do efeito certeza e verificar se o efeito certeza era o principal motivador, os problemas foram testados em um domínio negativo (perdas). Desse modo, o efeito reflexão foi detectado quando o domínio é negativo. Isso ocorre, pois, quando tais problemas foram colocados no domínio negativo, as pessoas preferiram o risco a certeza de perder.

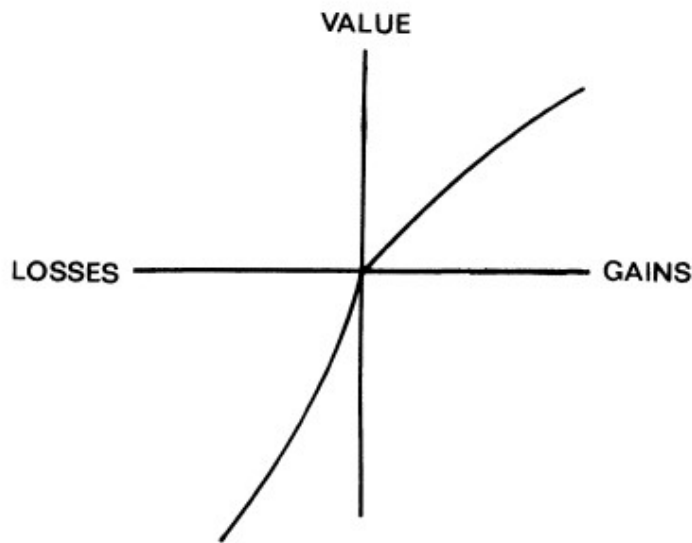
Por último, o efeito isolamento mostra a maneira como as possibilidades são apresentadas pode influenciar a decisão, conforme trecho abaixo:

A fim de simplificar a escolha entre as alternativas, as pessoas frequentemente desconsideram os componentes que as alternativas compartilham e focam nos componentes que as distinguem (Tversky [44]). Esta abordagem para problemas de escolha pode produzir preferências inconsistentes, porque um par de clientes potenciais pode ser decomposto em componentes comuns e distintos em mais de uma maneira, e diferentes decomposições às vezes levam a preferências diferentes. (Kahneman, Tversky, 1979, p. 271)

Esse conjunto de violações dos axiomas serviu como base para uma teoria alternativa, a Teoria dos Prospectos ou Teoria da Perspectiva.

A Teoria dos Prospectos propõe que ao invés das análises de utilidade serem feitas pela análise das posições finais, deveriam ser feitas por ganhos e perdas. O gráfico a seguir expressa a ideia principal da Teoria dos Prospectos.

Gráfico 1. Teoria dos Prospectos



Fonte: Kahneman; Tversky, 1979

A função sob determinado ponto de referência deve ser o parâmetro para uma mudança positiva e negativa em relação ao ponto de referência. A mudança positiva constitui uma curva côncava e abaixo frequentemente convexa. Essa função em S traz a aversão à perda, ou seja, as perdas são mais sentidas do que ganhos proporcionais, por isso formam uma curva mais íngreme.

Uma contra argumentação era de que essas falhas e violações encontradas nos modelos racionais eram resultantes de um “custo de pensamento” que seria eliminado com o incentivo correto (Tversky; Kahneman, 1989). Os incentivos podem ser úteis quando se trata de uma questão de esforço e atenção, no entanto a literatura experimental nos mostra que quando se trata de questões de percepção, nem incentivos altos são o suficiente para transformar decisões em racionais dentro dos parâmetros designados.

Os limites cognitivos do ser humano são a limitação inicial para a existência do agente representativo dentro dos moldes impostos pela teoria da utilidade esperada. Mesmo que hipoteticamente toda a informação estivesse disponível, os agentes não teriam capacidade cognitiva, tempo e energia para absorver todas as informações. No tópico a seguir, serão mostradas anomalias do ambiente externo.

2.2.2 Limites Externos

O ambiente externo, por si só, possui limitantes que precisam ser consideradas em uma análise da economia. Diferentes informações, expectativas e a própria natureza dinâmica da economia são elementos que dificultariam uma abordagem estática para as ciências econômicas. Por isso, na economia tradicional, as questões de distúrbios são sempre trazidas por choques exógenos ou questões externas ao modelo.

Um exemplo é a teoria do campo médio. Proveniente inicialmente da física, elaborada por Pierre Currie e Pierre Weiss, também é utilizada em sistemas sociais, biológicos e econômicos¹⁰. A teoria do campo médio diz que:

Comportamentos médios dos componentes de um sistema são modelados explicitamente e os desvios dos componentes individuais dessa média são tratados como flutuações aleatórias estatisticamente independentes. (Siegenfeld; Bar-Yam, 2020, p. 8)

Essa abordagem é extremamente útil para alguns sistemas como: computadores, carros e aviões, nos quais é possível fazer a análise individual de cada elemento, pois cada elemento exibe um comportamento individual compatível com o pedaço de comportamento coletivo ao qual pertence (Siegenfeld; Bar-Yam, 2020). No entanto, não é válida quando existem interações fortes entre os componentes do sistema.

Simon (1981, p. 105) traz outra abordagem em relação ao ambiente, conforme o trecho abaixo:

Uma formiga, considerada como sistema de comportamento, é muito simples. A aparente complexidade do seu comportamento ao longo do tempo é em grande parte reflexo da complexidade do ambiente em que se encontra.

A ideia é que uma formiga tem uma visão geral de localização e precisa se adaptar aos obstáculos que surgem pelo caminho, sejam por barreiras ou por superfícies com composição diferentes, a trajetória da formiga não seguirá uma figura geométrica exata e sim, uma figura irregular e complexa (Simon, 1981).

De acordo com Simon (1981, p. 60), no que se refere ao ambiente externo, temos a racionalidade substantiva que é o “ajustamento inteligente de um sistema ao seu ambiente externo” e a racionalidade procedimental é a “capacidade de descobrir os comportamentos adaptativos”. O exemplo da formiga utiliza a racionalidade substantiva.

¹⁰ Especialmente em Teoria de Jogos

A complexidade do ambiente, pode ser exemplificada pelo problema do bar “El Farol”, conforme Arthur (1994, p. 408):

N pessoas decidem de forma independente a cada semana se vão a um bar que oferece entretenimento numa determinada noite. Para ser mais concreto, vamos definir N como 100. O espaço é limitado e a noite é agradável se as coisas não estiverem demasiado cheias – especificamente, se menos de 60% dos 100 possíveis estiverem presentes. Não existe uma forma segura de saber antecipadamente os números; portanto, uma pessoa ou agente vai (considera que vale a pena ir) se espera que apareçam menos de 60 ou fica em casa se espera que compareçam mais de 60. As escolhas não são afetadas pelas visitas anteriores; não há conluio ou comunicação prévia entre os agentes; e a única informação disponível são os números que chegaram nas últimas semanas. (O problema foi inspirado no bar El Farol, em Santa Fé, que oferece música irlandesa às quintas-feiras à noite; mas o leitor pode reconhecê-lo como aplicável à lotação dos refeitórios ao meio-dia e a outros problemas comuns ou de coordenação com limites à coordenação desejada.) Interessante é a dinâmica do número de participantes semana a semana.

Diante dessa situação, a resolução dependerá das expectativas dos agentes. Se todos os agentes agirem da mesma maneira, no caso de todos terem expectativas de que o bar ficará lotado, nenhum irá, mas ao contrário, se todos tiverem a expectativa de que ninguém irá, todos irão e o bar ficará lotado.

Neste caso, dado que os comportamentos dos agentes não podem ser analisados individualmente, o ideal seria uma abordagem que analisasse a interação entre esses agentes.

Por isso, a importância da abordagem de sistemas complexos. Considera-se a definição de sistema complexo de Simon (1981, p. 287): “Por um sistema complexo, entenderei um composto de um grande número de partes que interagem de forma não simples. Nesses sistemas, o todo é mais que a soma das partes”.

De acordo com a abordagem de sistemas complexos, não necessariamente a causa das diferenças entre dois sistemas é a diferença entre suas partes, mas sim a maneira como essas partes interagem e afetam umas as outras. Assim, a análise individual das partes não é o suficiente para determinar comportamentos do sistema. Ocorre um fenômeno emergente, ou seja, as interações fazem com que surjam comportamentos e padrões auto-organizados, que nascem apenas das interações dos componentes dos sistemas e não de fatores externos (Siegenfeld; Bar-Yam, 2020). Diferente de outras abordagens, os desequilíbrios são tratados de maneira orgânica, como provenientes do próprio sistema e não de fontes externas.

Os sistemas complexos podem ser utilizados na biologia e física, então poderiam ser utilizados na economia? A resposta é sim. Primeiramente, a economia no nível micro há um

grande conjunto de interações sistemáticas; segundo, porque tais interações locais se transformam em padrões globais (Tsfatsion, 2006 apud Furtado et al, 2015).

Os sistemas complexos possuem características que favorecem o uso da abordagem em economia, entre eles: heterogeneidade, descentralização, evolução, *path dependence* e dinâmica fora do equilíbrio (Furtado et al, 2015).

A heterogeneidade surge porque a natureza de uma relação de trocas existente da economia reflete-se em agentes com diferentes preferências e características. Tais preferências e características resultam em comportamento coletivo de maneira geral é diferente da replicação do comportamento individual.

Descentralização diz respeito à natureza auto-organizada da economia, na qual os agentes atuam em interesse próprio, sem a necessidade de uma instituição agindo como planejador central.

Já a aprendizagem e adaptação se refere à evolução, os agentes ao longo do tempo apresentam comportamentos que demonstram que aprendem, se ajustam e se desenvolvem.

Por fim, *path dependence* e dinâmica fora do equilíbrio estão conectadas. O *path dependence* é a dependência histórica que o modelo possui em relação a parâmetros iniciais; e, por isso é um sistema no qual emergirão padrões, assim não possuindo um equilíbrio exato.

Devido a essas características, nos sistemas onde existem correlações fortes entre os componentes, os comportamentos de larga escala serão reflexo não só do comportamento individual, mas também do comportamento proveniente da interação desses elementos. Como resposta, o sistema complexo pode exibir flutuações em grande escala que não poderiam ser explicadas pela teoria do campo médio, mas seriam adequadas à análise de mercados econômicos (Siegenfeld; Bar-Yam, 2020).

A interdependência citada acima pode alterar a distribuição de probabilidade de alguns eventos. O exemplo de Siegenfeld e Bar Yam (2020, p. 9) ilustra bem essa questão:

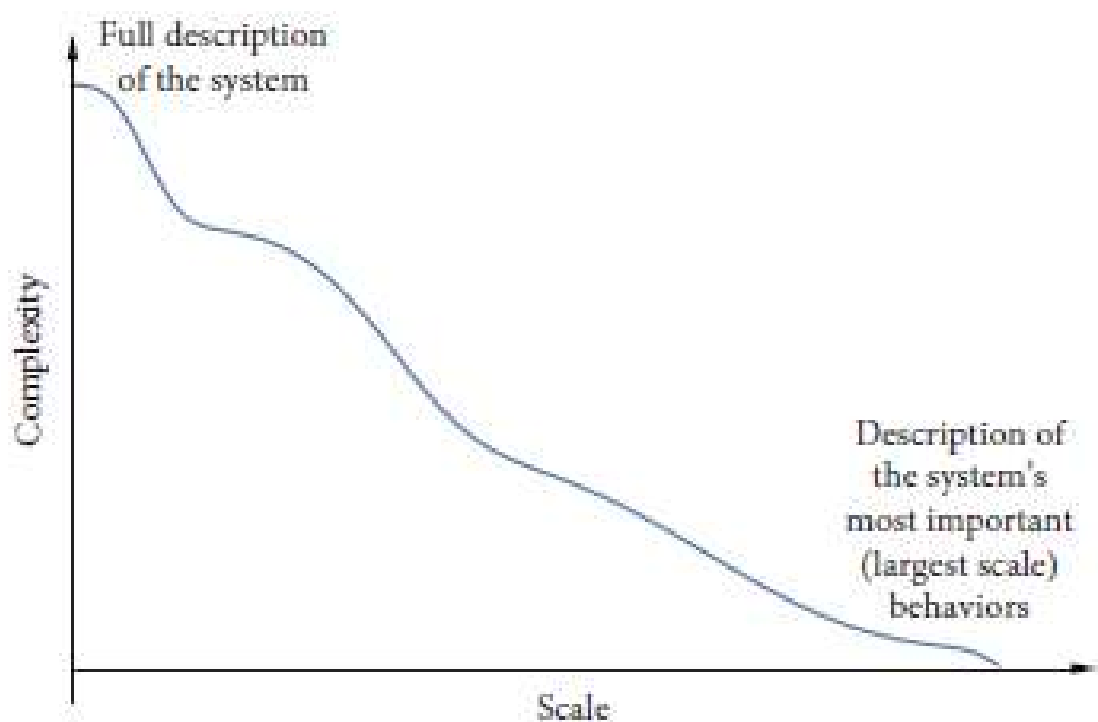
imagine 100 escadas, cada uma com 1/10 de probabilidade de cair. Se as escadas são independentes uma da outra, a probabilidade de que todas elas caiam é astronomicamente baixa (literalmente: há cerca 10^{20} vezes mais chance de selecionar aleatoriamente um átomo particular de todos os átomos no universo conhecido). Se amarrarmos todas as escadas, teremos as tornado mais seguras, no sentido de que a probabilidade de qualquer escada individual cair será muito menor, mas também teremos criado uma chance não desprezível de que todas as escadas possam cair juntas.

Assim, as interações dos elementos dentro de um sistema complexo podem criar comportamentos de grande escala que não podem ser ignorados.

A compreensão desses comportamentos é essencial para a universalidade do sistema, ou seja, “existência de comportamentos em larga escala que não dependem dos detalhes microscópicos” (Siegenfeld; Bar-Yam, 2020, p. 9), a universalidade é uma característica comum em modelos que possuem muitos componentes.

Já a escala e o nível de detalhamento para o modelo traduzir o fenômeno que pretende representar é um desafio, reforçado pelo gráfico abaixo:

Gráfico 2. Complexidade x Escala



Fonte: SIEGENFELD; BAR-YAM, 2020, p. 12.

As diferentes escalas exigem um custo, como expresso no gráfico. Quando se opta pelo foco na descrição dos comportamentos dos elementos, há um grande nível de complexidade ao mesmo tempo em que a escala é muito grande. Ao contrário, quando se foca na universalidade do modelo, perde-se em escala, mas em contrapartida é possível descrever os comportamentos mais relevantes do modelo.

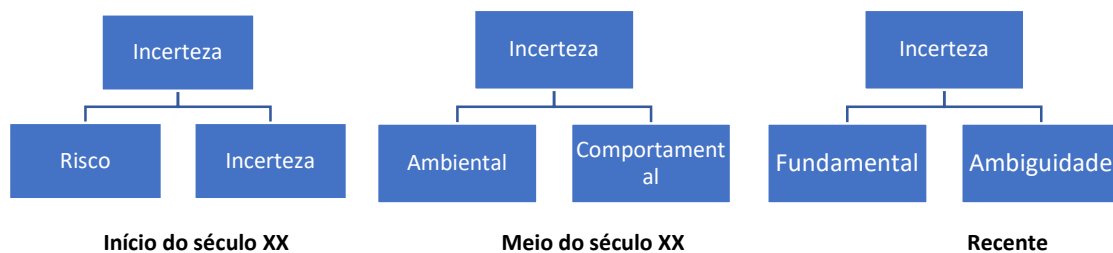
Tais características implicam que os sistemas complexos não dependam de decisões ótimas para funcionar, podem conter racionalidade limitada e até mesmo decisões ruins, como relacionadas à corrupção e preconceitos, por exemplo (Siegenfeld; Bar-Yam, 2020).

Por último, temos o elemento da incerteza. A incerteza pode enfraquecer diversos modelos. No entanto, pode se encaixar em modelos envolvendo sistemas complexos,

especialmente no caso de processos evolutivos, dado que a evolução é a maneira de prosperar dentro de um contexto de incerteza (Siegenfeld; Bar-Yam, 2020).

Há diferentes tipos de incerteza dentro da economia e do desenho de sistemas complexos. Conforme o fluxograma abaixo, a economia passou por algumas definições e divisões de incerteza ao longo do tempo. O primeiro a diferenciar risco de incerteza foi o economista Frank Knight. Knight (2013) diferenciava risco de incerteza por meio da possibilidade de atribuição de probabilidades. Assim, o risco é quando o tomador de decisão consegue atribuir probabilidades à aleatoriedade (exemplos: jogos de roleta, cara e coroa). Já a incerteza consiste em eventos nos quais não se consegue atribuir probabilidades (exemplo: taxa de juros daqui a 20 anos).

Fluxograma 1. História da Incerteza na Economia



Fonte: THUNNISSEN, 2003, p. 3

Em meados do século XX, com a ascensão da teoria dos jogos de von Neumann e Morgenstern, a incerteza é dividida em seu envolvimento com o ambiente e relacionada ao comportamento do restante dos agentes (Thunnissen, 2003).

Mais recentemente, a divisão de incerteza entre fundamental e ambiguidade surge da crítica à definição de Knight. De acordo com Thunnissen (2003), economistas passaram a compreender risco e incerteza de Knight como a mesma coisa. Isso ocorre porque o problema aqui seria o conhecimento das probabilidades e não sua existência.

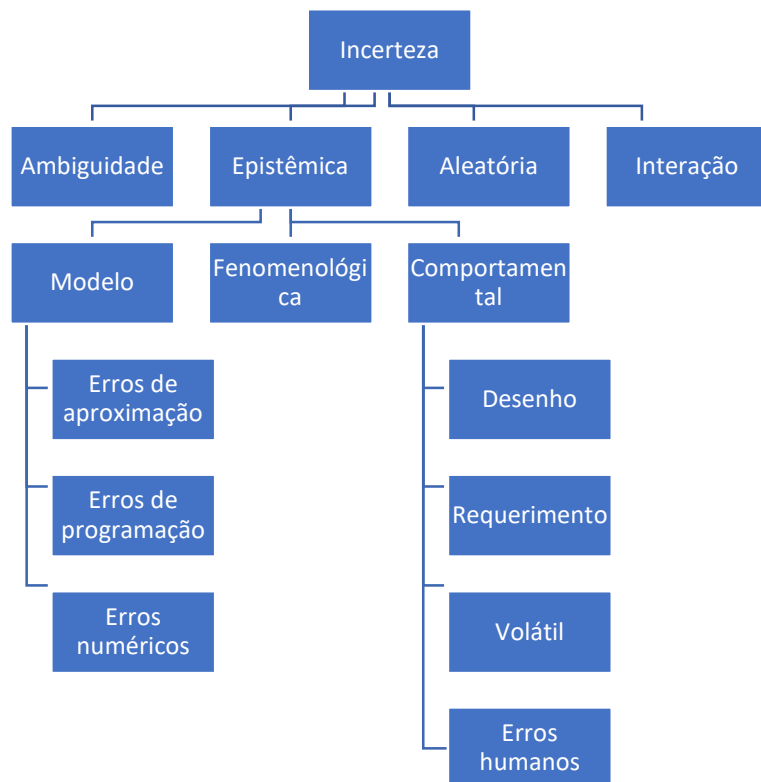
Assim, a ambiguidade consiste na incerteza em relação a uma probabilidade, que existe, no entanto, ela é desconhecida por falta de informação, conforme expresso abaixo por Dequech (2001, p. 8):

Mesmo que o tomador de decisão sob ambiguidade não saiba com total confiabilidade a probabilidade que cada evento (ou estado do mundo) irá obter, ele geralmente conhece todos os eventos possíveis. Mesmo quando não totalmente conhecida, a lista de todos os eventos possíveis já está predeterminada.

Já a incerteza fundamental consiste em eventos futuros que não são conhecidos e não podem ser previstos.

Tanto o desenho quanto o desenvolvimento de sistemas complexos incluem outras abordagens de incerteza. Thunnissen (2003), após um compilado das definições de incerteza em diversas áreas, cria um modelo dos tipos de incerteza existentes na área de sistemas complexos.

Fluxograma 2. Incerteza em Sistemas Complexos



Fonte: THUNNISSEN, 2003, p. 12

Neste modelo, a incerteza é dividida em ambiguidade, aleatória, interação e epistêmica. A ambiguidade é caracterizada pela imprecisão no modelo¹¹, a aleatória diz respeito à incerteza intrínseca do próprio ambiente; a interação surge da incerteza envolvida quando ocorrem diversos eventos ao mesmo tempo. Já a incerteza epistêmica, conforme definição de Thunnissen (2003, p. 13) “é qualquer falta de conhecimento ou informação em qualquer fase ou atividade

¹¹ A lógica Fuzzy tem sido utilizada para representar essa categoria de incerteza (THUNNISSEN, 2003).

do processo de modelagem.”. Tal incerteza pode ser dividida em: modelo, precisão do modelo matemático para descrever um sistema real; fenomenológica, referente ao design ou desenvolvimento do modelo; e, comportamental, como os indivíduos e organizações se comportam.

Conclui-se que a incerteza presente em sistemas complexos apresenta uma taxonomia diferente da utilizada pela economia comumente, possuindo diversas definições que são referentes apenas à sua própria abordagem.

Assim, como Box (1979, p. 202) afirmava “Todos os modelos estão errados, mas alguns são úteis”. Os modelos não têm a intenção de replicar todos os elementos da realidade, no entanto, alguns podem fornecer aproximações úteis. A abordagem de sistemas complexos aplicada à economia tem grande potencial para lidar com a diversidade de agentes e sua quantidade de interações.

Na próxima seção, apresentamos um exemplo de modelo que pode reunir a economia comportamental e os sistemas complexos.

2.3 *Agent-based model*

A economia pode ser comparada a um sistema complexo e descentralizado, composto por diversos agentes adaptativos que interagem entre si. Essas interações locais geram padrões que se manifestam em fenômenos macroeconômicos, resultando em um sistema dinâmico (Tefastion, 2003). Um dos instrumentos que explora a abordagem de sistemas complexos são os *Agent-based model* (ABM). Farmer e Foley (2009) reforçam a necessidade de a Economia utilizar os ABMs como ferramenta alternativa. Isso porque os ABMs focam na interação entre os agentes, dando oportunidade de análise dos padrões que surgem de tais interações. Conforme as características abaixo exploradas por Furtado et al (2015, p. 197):

Esses modelos são implementados como experiências computacionais que criam mundos virtuais flexíveis, os quais, uma vez gerados, evoluem ao longo do tempo com completa autonomia, isto é, a sua dinâmica é comandada exclusivamente pela interação entre os habitantes do sistema, sem qualquer necessidade de coordenação externa ou central. O modelizador é chamado apenas para fixar as condições iniciais, não sendo necessária qualquer intervenção posterior da sua parte.

Os ABMs voltados à Economia também conhecidos como *Agent-based computational economics* (ACE)¹² podem modelar até mesmo sistemas econômicos completos (Tefatsion, 2017).

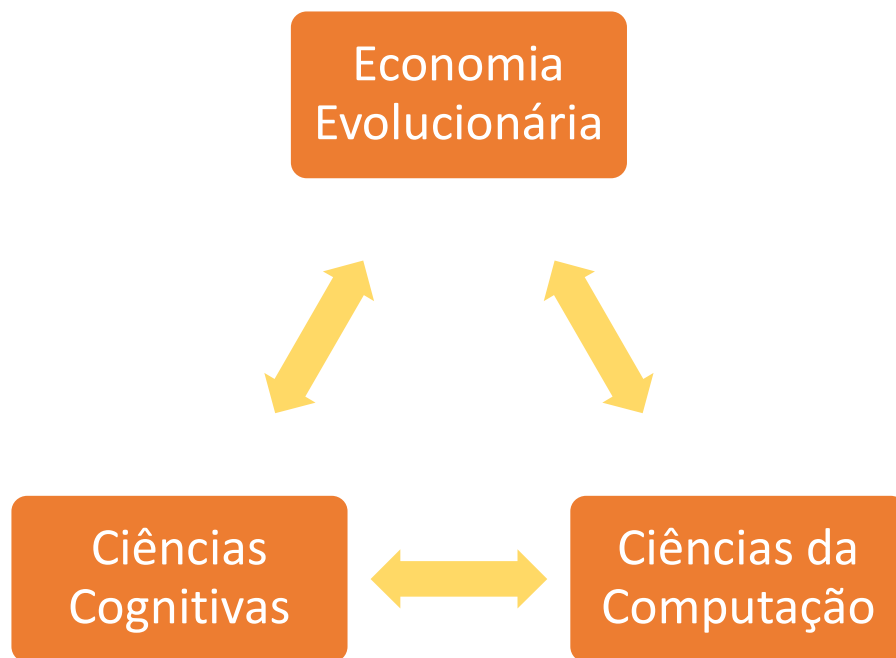
Para obter tal resultado, parte-se da definição de modelo baseado em agentes mais ampla utilizada por Tefatsion (2017, p. 194, tradução nossa):

Um modelo baseado em agente (ABM) é uma modelagem de espaço de tempo discreto de um sistema povoado por agentes, cujas interações sucessivas conduzem todos os eventos do sistema ao longo do tempo.

Assim, o ponto principal de um ABM é a dinâmica entre os agentes proveniente de um comportamento determinado a priori pelo programador.

Para tal, segundo Torsten Eymann, um ABM obedece aos seguintes pilares:

Figura 2: Pilares *Agent-Based Model*



Fonte: <http://www2.econ.iastate.edu/tesfatsi/ace.htm>

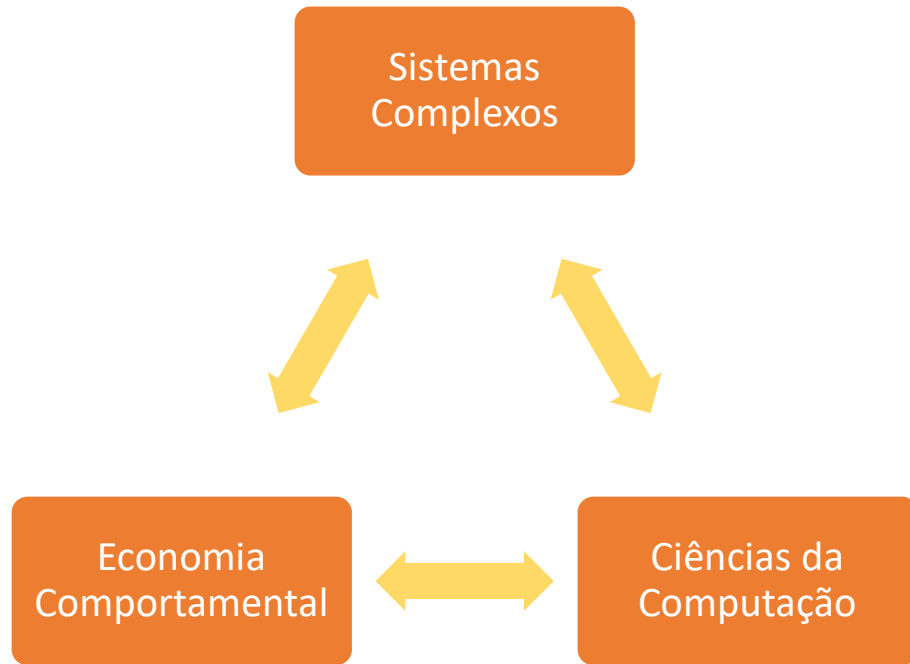
Dentre esses pilares, a economia evolucionária fornece uma visão dinâmica de interações econômicas, na qual os agentes aprendem e adaptam-se ao longo do tempo, já as ciências cognitivas auxiliam a modelar o comportamento individual dos agentes, suas decisões e interações baseadas em processos cognitivos. Por outro lado, as ciências da computação

¹² Entende-se que ACE é a utilização de ABMs em economia. No entanto, devido à popularidade do termo ABM o utilizaremos como sinônimo de ACE.

permitem implementação eficiente de simulação e algoritmos que controlam as interações entre os agentes em ambientes complexos.

Diante disso, propõe-se a atualização abaixo:

Figura 3: Pilares *Agent-Based Model* (modelo atualizado)



Fonte: elaboração própria

A economia evolucionária enfatiza a seleção natural em mercados, mostrando como os agentes econômicos evoluem e se adaptam ao longo do tempo. No entanto, a abordagem de sistemas complexos, na qual o foco está nas interações entre agentes, os padrões emergentes e na interdependência dos agentes sem necessariamente priorizar uma abordagem evolutiva, revela uma abordagem mais adequada em tópicos relacionados a comportamento de manada e heurísticas e vieses. Isso porque a modelagem de comportamento de manada pode enfatizar estruturas não lineares e os sistemas complexos captam melhor estruturas descentralizadas, que podem se auto-organizar de maneira contínua e sem coordenação explícita.

Já as heurísticas e vieses remontam ao Sistema 1, que traz limites cognitivos. As decisões nesses sistemas podem levar em conta como agentes respondem de forma subótima que são melhor representadas por sistemas complexos.

Diante desses pilares, as ciências cognitivas são um ponto essencial para dar realismo às simulações de ABMs. Elas representam esforços interdisciplinares para compreender a

cognição e inclui áreas que vão da Psicologia à Filosofia. Devido à abrangência, será utilizada apenas a economia comportamental como representação, pois possui um modelo mais consolidado de representação da economia.

Posto isso, de acordo com Caiani et al (2016), as regras comportamentais (Ω_{it}) de um ABM voltado ao contexto econômico, seguem as seguintes normas:

$$\Omega_{it} = \{x_{it}, e_{it}, n_{it}\} \quad (1)$$

Onde o vetor x_{it} representa as características individuais, e_{it} sinais externos e n_{it} a vizinhança observada pelo agente (i). A regra “é uma (ação / escolha) dado o (conjunto de estado / informações) no tempo t” (Caiani, 2016). Esse conjunto de estado/ informações é exógeno ou predeterminado e as dificuldades de encontrar um ótimo em um ABM conduzem a utilização de regras de aprendizagem ou feedback.

Em suma, nos modelos ABMs, a dinâmica entre os agentes é o elemento central da modelagem e a agregação pode ser analisada a posteriori de acordo com o resultado da interação entre os agentes, permitindo diversas análises, como as de redes.

Os ABMs podem simular um ambiente econômico como um sistema adaptativo com racionalidade limitada e agentes heterogêneos. Além da heterogeneidade do agente, outros dois aspectos devem ser enfatizados neste tipo de ABMs: a autonomia dos agentes, ou seja, o grau no qual os agentes têm sob seus comportamentos dentro do modelo e a assincronicidade¹³ nas ações dos agentes (Tsfatsion, 2017)

Farmer e Foley (2009) ressaltam o grande desafio que os ABMs possuem que reside na dificuldade de descrever essas regras comportamentais relativas à tomada de decisão. Por isso, os ABMs podem representar um ótimo instrumento que une a abordagem de sistemas complexos com a economia comportamental, como tem sido explorado pelas finanças comportamentais.

2.4 Finanças Comportamentais

¹³ “A maioria dos pesquisadores ACE ainda usa modelos de tempo discreto que impõem uma grande quantidade de sincronidade artificial (simultaneidade) nas ações do agente. Quando a assincronicidade é permitida, geralmente é implementada mecanicamente, assumindo uma ordem fixa ou aleatória para atualização da ação do agente. Outra abordagem é assumir que certos agentes agem (ou não) em tempos sucessivos de acordo com uma distribuição de probabilidade binária. (TESFATSION ET AL, 2017, p. 31, tradução nossa)

A era moderna das finanças é iniciada com os artigos de Markowitz (1952) sobre escolha de portfólio e Modigliani e Miller (1958) que aborda estrutura de capital. Como consequência, nos anos 1960, ascendeu a hegemonia da Hipótese dos Mercados Eficientes (HME), definida por Fama (1970), pela hipótese de que em um mercado eficiente o preço “reflete totalmente” as informações disponíveis.

De acordo com Shleifer (2000), a teoria HME possui três argumentos principais: pressupõe que os agentes são racionais, consequentemente precificam racionalmente; investidores não racionais são aleatórios e se anulam mutuamente; investidores não racionais semelhantes são encontrados por arbitradores racionais que eliminam sua influência. Isso ocorre porque as crenças se atualizam de acordo com a lei de Bayes e os agentes tomam decisões de acordo com a utilidade esperada de Savage (Barberis; Thaler, 2003).

Os investidores racionais avaliam cada título pelo seu valor fundamental: o valor presente líquido de seus fluxos de caixa futuros, descontados de acordo com suas características de risco. Quando há uma nova informação, os agentes reagem rapidamente, incorporando essa nova informação por meio de ajuste no valor, aumentando se for positiva, e, diminuindo, se for negativa. Assim, as informações se tornam o elemento primordial de mudança de preços, que devem se manter, caso não surja nenhuma nova informação (Shleifer, 2000).

O principal mecanismo pelo qual os preços dos títulos sempre tendem a se aproximar do preço fundamental é a arbitragem. Arbitragem é definida como "a compra e venda simultânea do mesmo título, ou essencialmente similar, em dois mercados diferentes por preços vantajosamente diferentes" (Shleifer; Vishny, 1977, p. 35 apud Sharpe; Alexander, 1990). Por exemplo, caso um título tenha o preço supervalorizado por investidores irracionais, o título passa a ser uma compra ruim, dado que o preço excede o valor fundamental, os investidores racionais venderiam esse título e comprariam um semelhante para proteger seus riscos, o que retornaria ao preço fundamental, se rápido o suficiente não conseguiria se traduzir em uma mudança no valor fundamental (Shleifer, 2000).

Quanto aos investidores irracionais, eles não poderiam perder dinheiro indefinidamente com títulos distantes do preço fundamental. Isso ocorre porque tal ação culminaria em menos riquezas e com o tempo eles seriam eliminados do mercado por seleção competitiva (Friedman, 1953). A arbitragem e a seleção competitiva garantiriam a eficiência do mercado no longo prazo.

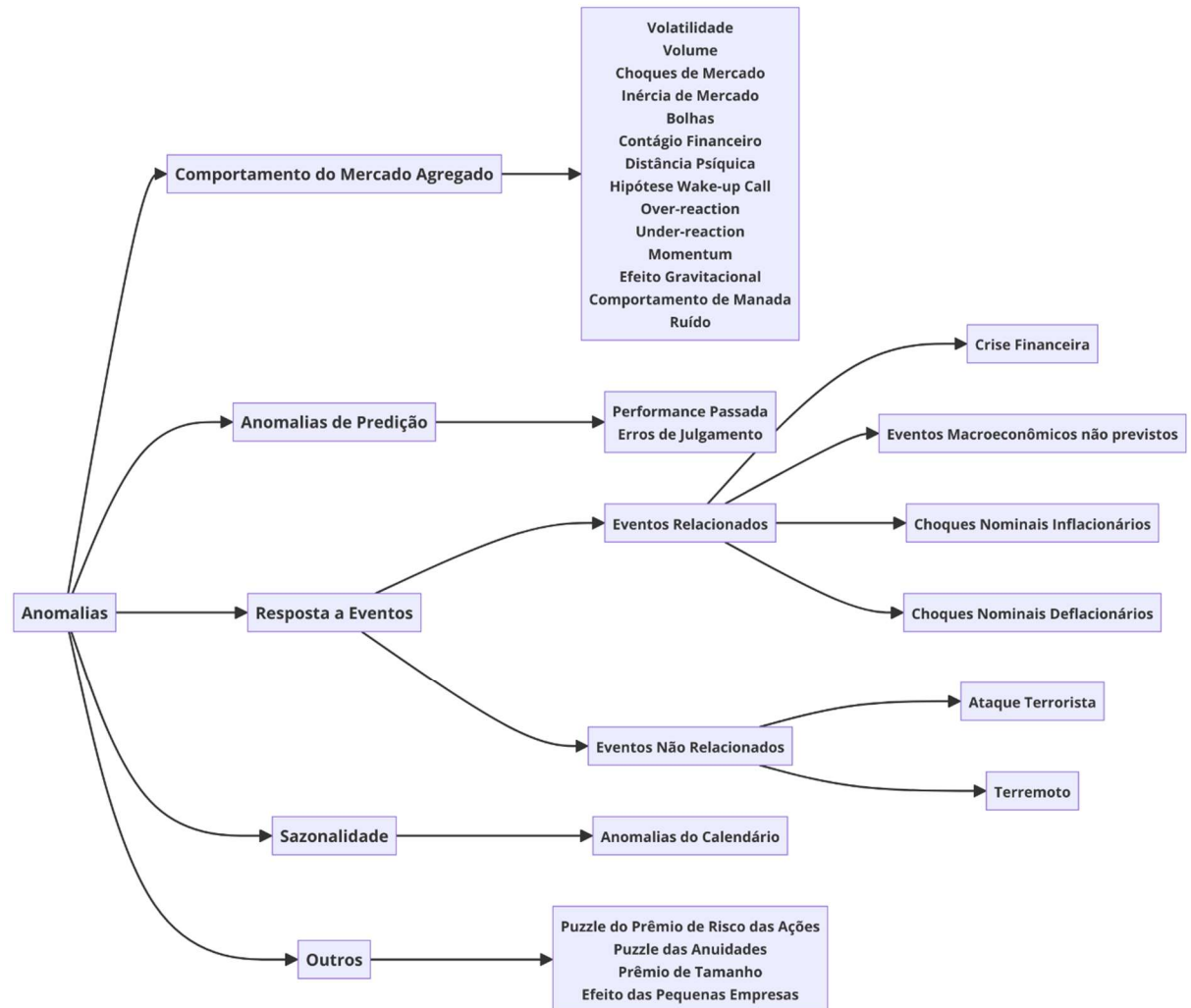
Diversas versões da HME foram elaboradas e testadas, e a principal diferença se refere às informações. Assim, são divididas em três categorias: forma fraca da HME, na qual as informações disponíveis são as informações de preços passados a partir do momento t ; a

semiforte em que todas as informações públicas estão disponíveis incluindo os preços passados; e; por fim, a forte na qual todas as informações são conhecidas por todos: informações de preços passados, informações públicas e informações privadas. A forma forte é considerada extrema, porque o lucro seria impossível, dada a rápida velocidade na qual as informações seriam absorvidas. A maioria das análises de HME se concentra na forma fraca e semiforte (Jensen, 1978; Shleifer, 2000).

Entretanto, esses modelos não foram capazes de explicar as anomalias observadas no mundo real (Bertella, 2017). O mercado de ações é uma área vantajosa para se procurar anomalias, de acordo Thaler (1987), por três motivos: extensão de dados mensais disponíveis desde 1920, serem considerados mais eficientes que o restante dos mercados dificultando que falhas de mercado sejam atribuídas e, por fim, possuir teorias bem desenvolvidas de preços, como o Capital Asset Pricing Model (CAPM).

A literatura existente sobre anomalias no mercado financeiro pode ser dividida em 5 categorias: comportamento do mercado agregado, anomalias de predição, respostas a eventos, sazonalidade e outros (Nigam, 2018). Conforme fluxograma abaixo:

Fluxograma 3: Anomalias do Mercado Financeiro



Fonte: elaboração própria, fluxograma adaptado de Nigam (2018, p. 8).

1. comportamento do mercado agregado – esta categoria diz respeito ao padrão de comportamento do mercado como conjunto de agentes e não a comportamentos individuais.

O volume se refere ao valor de negociações ocorridas em um dia. De acordo com a racionalidade, não haveria tantas negociações com o mesmo título, isso está relacionado a racionalidade limitada (Nigam et al, 2018). Já a volatilidade é “a frequência e a propagação da flutuação do preço das ações” (Nigam et al, 2018, p. 9). Quanto maiores forem a frequência e a propagação, maior será a volatilidade. Shiller (1981) aponta o excesso de volatilidade como um fenômeno que contradiz o modelo de racionalidade, pois se apresenta muito maior do que a mudança nos dividendos.

Choques do mercado, bolhas e inércia estão interligados. O comportamento pós choque de mercado ou bolha é essencial para o delineamento posterior do mercado. Marcelo et al (2014)

apud Nigam et al (2018) relatam que o choque positivo ou reação exagerada tem mais importância do que o choque negativo em si, em um mercado em baixa com alto grau de pessimismo.

O Contágio Financeiro consiste em um efeito cascata que se espalha por diversos mercados de ações. Isso se deve de acordo com Zhu e Yang (2008, p. 210) pela distância psíquica como expresso no trecho abaixo:

A variável distância psíquica é composta por várias dimensões incluindo distância geográfica, distância cultural, nível de desenvolvimento e efeitos de adesão e/ou vizinhança. Esta variável é designada para contabilizar a ocorrência do chamado “verdadeiro contágio” – um comportamento de manada entre mercados no formato de especulação, imitação ou pressa para saída, que não está relacionado com os fundamentos macroeconômicos de um país, mas devido a mudanças em expectativas baseadas em informações incompletas ou em percepções psicológicas.

Assim, a distância psíquica pode facilitar ou não o contágio dependendo do seu grau (Nigam et al, 2018), também podendo ter influência sobre o comportamento de manada (Zhu e Yan, 2008). O comportamento de manada ocorre quando os agentes seguem uns aos outros instintivamente, sem considerar suas próprias informações e julgamentos. O contágio também pode estar relacionado com *wake-up call hypothesis* de Ahnert e Bertsch (2022), de acordo com essa teoria um evento de crise em uma determinada região serve de alerta para outra região, reavaliando riscos locais mesmo que estes locais tenham fundamentos econômicos diferentes da região em crise.

Outros fenômenos são *under-reaction* e *over-reaction*, Este último ocorre quando os agentes reagem excessivamente a novas informações, já o *under-reaction* ocorre quando não há uma reação suficiente por parte dos agentes a uma nova informação (Nigam et al, 2018). Assim, em ambos os casos, os preços permanecem deslocados dos seus valores fundamentais. Além disso, existe o *momentum* que é tendência a continuar um comportamento a um evento passado, no presente (Nigam et. al, 2018).

O efeito gravitacional ou imã ocorre quando durante as negociações os preços são direcionados aos preços limite (Nigam et. al, 2018), utilizando a atração gravitacional como uma metáfora.

Por fim, o ruído é uma anomalia que surge quando os agentes não utilizam nenhum componente do valor fundamental para compor sua decisão de compra e venda de ações (Nigam et al, 2018).

2. Anomalias de predição – as anomalias de predição ocorrem por dois fatores: o primeiro é a extrapolação do desempenho passado para o futuro e o segundo são erros de julgamento, representados por limitações cognitivas presentes mesmo quando há informação (Nigam et al. 2018). As limitações cognitivas podem estar presentes como fonte de outras anomalias ou as potencializarem.
3. Resposta a Eventos – divide-se em resposta a eventos relacionados e eventos não relacionados. Os eventos relacionados (Crises Financeiras, Eventos Macroeconômicos Surpresas, Choques Nominais Inflacionários e Deflacionários) têm sido justificados com a flexibilização da racionalidade mais recentemente estudados pela ótica comportamental. Já os estudos de eventos não relacionados (Ataques Terroristas e Terremotos) giram em torno de como esses eventos influenciam nos preços dos mercados de ações mesmo não estando diretamente relacionados a eles (Nigam et al, 2018).
4. Sazonalidade – refere-se as “anomalias de calendário” que são eventos do calendário no qual são padrões de retornos que ocorrem sistematicamente em determinadas datas e não se enquadram nas teorias tradicionais.

Uma dessas anomalias foi discutida e compilada pelo analista de mercado Paul Macrae Montgomery. É um registro de eventos relevantes ocorridos no mercado financeiro no ou próximo ao equinócio de outono (21 de setembro ou mais ou menos dois dias) (Vogel, 2018).

Thaler (1987) estudou o “efeito janeiro”. Trata-se da hipótese de que no mês de janeiro os retornos são maiores do que no restante dos meses. Rozeff e Kinney Jr. (1976) publicaram um artigo seminal sobre o efeito janeiro, no qual identificaram um retorno de 3,5% em contraponto aos 0,5% do restante do ano. No entanto, esse fenômeno não foi encontrado em índices com grandes empresas, se restringindo à menores.

5. Outros – Puzzle de Prêmio de Capital se refere ao retorno elevado das ações comparado a outros títulos. O retorno não conseguiria ser explicado pelas teorias de mercado eficiente, sendo apenas explicado pelo risco elevado. O Enigma de Anuidade ocorre porque, apesar de ser mais lucrativo, o investimento em anuidades é menos utilizado. Por fim, o efeito de empresas pequenas, elas tendem a apresentar ações mais voláteis com maiores retorno do que empresas maiores (Nigam et al, 2018).

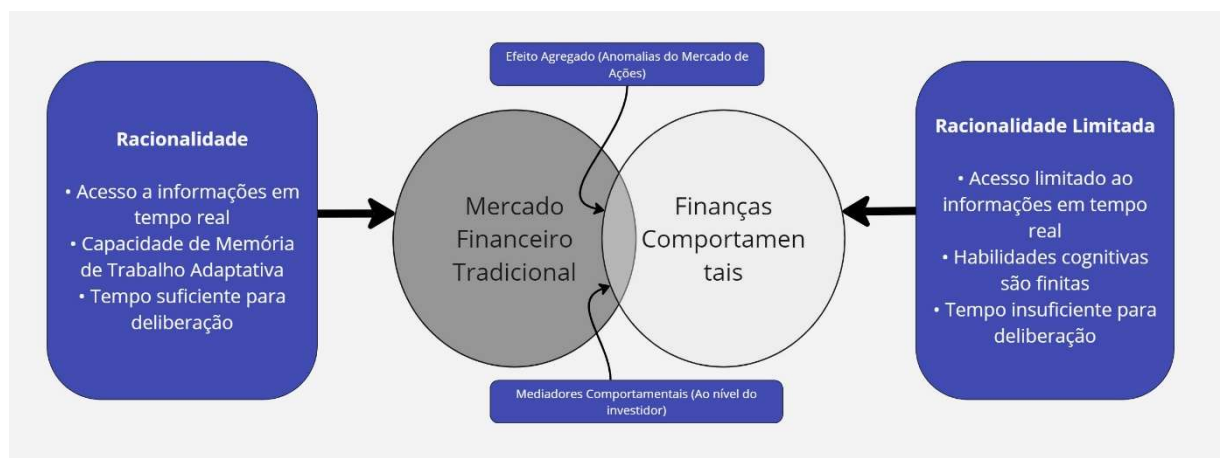
Essas anomalias muitas vezes criam situações de lucro extraordinário. No entanto, as hipóteses do lucro extraordinário originarem-se de questões relacionadas a impostos e prêmios

de risco sazonais foram descartadas. Assim, destaca-se a importância de encontrar a origem dessas anomalias (Thaler, 1987).

A primeira contestação a teoria HME se refere aos agentes serem “totalmente racionais”. Na prática, desde gurus até informações errôneas podem influenciar o agente. Apesar da HME incluir agentes irracionais, estes apareceriam aleatoriamente, por isso não afetariam a eficiência no longo prazo. A maior diferença entre os agentes irracionais da HME e da Teoria dos Prospectos é que, ao invés de aleatoriamente, a evidência psicológica mostra que eles se desviam sistematicamente e da mesma maneira. Como consequência, haveria uma falha na arbitragem dado que um número grande de investidores iria comprar ou vender títulos de maneira considerada irracional. De acordo com Shleifer (2000), disto surge o argumento central das finanças comportamentais, a arbitragem no mundo real é muito mais limitada do que previa a HME.

O quadro abaixo ilustra as diferenças principais entre as teorias de Mercado Financeiro Tradicionais (fundamentadas na HME) e as Finanças Comportamentais:

Figura 4: Mercado Financeiro Tradicional x Finanças Comportamentais



Fonte: elaboração própria, com base em Nigam et al (2018, p. 3)

As diferenças entre as duas teorias seguem 3 dimensões: a primeira delas é o nível de acessibilidade a informações em tempo real, a segunda é a capacidade cognitiva e a terceira é o tempo (Nigam et al, 2018). Nas finanças comportamentais, o acesso a informações em tempo real é limitado, assim como a capacidade cognitiva e tempo para tomar as decisões, ao contrário das finanças tradicionais¹⁴.

¹⁴ HME

A figura apresenta a interação entre os elementos comportamentais individuais dos agentes pressupostos pelas finanças comportamentais com os elementos dos mercados tradicionais que se transformam em fenômenos agregados de mercado (Nigam et al, 2018). Ambos se traduzem nas anomalias de mercado.

Barberis (2019) divide as finanças comportamentais em dois momentos: o surgimento na década de 1980 e a expansão na década de 1990. O marco inicial foi o artigo de Shiller, intitulado "Do stock prices move too much to be justified by subsequent changes in dividends?" de 1981. Nos anos 1990, as finanças comportamentais experimentaram um crescimento por três motivos principais: o primeiro deles foi a difícil conciliação de alguns fatos básicos do mercado financeiro com a estrutura financeira tradicional; o segundo foi o crescente trabalho sobre limites à arbitragem; e, por fim, o terceiro foi o significativo progresso na área de "julgamento e tomada de decisão" liderada por Daniel Kahneman e Amos Tversky, que foi amplamente incorporado nas finanças comportamentais e representou grande parte do seu progresso conceitual.

A dimensões das finanças comportamentais podem ser divididas em quatro: informação, demografia, estratégia dos investidores e vieses cognitivos (Nigam et al., 2018).

As informações são um ponto estudado no aspecto de acessibilidade, qualidade e confiabilidade. Elas podem ser provenientes de diferentes fontes: divulgações corporativas e divulgações feitas em mídias e comunicados institucionais, no último caso, usualmente há um intermediário que analisa as informações, com o advento das mídias digitais se tornou comum alguns desses conselhos serem direcionados para algumas ações específicas, mesmo que por vezes contenham interpretações errôneas ou ambíguas (Nigam et al., 2018).

Os fatores demográficos podem ser divididos em subcategorias: fatores socioeconômicos, socioculturais, biológicos e mudanças demográficas (Nigam et al., 2018).

A estratégia dos investidores também é um ponto importante, a filosofia dos investidores (aspectos pessoais que criam um modelo mental do investidor), estratégias de curto prazo (se concentram em detalhes operacionais) e estratégias como *satisficing* que ocorre quando são escolhidos alguns requisitos mínimos¹⁵ (Nigam et al., 2018).

Por fim, os vieses cognitivos, as finanças comportamentais geralmente envolvem a incorporação de heurísticas e vieses em modelos tradicionais e a flexibilização da noção de racionalidade plena, culminando em modelos de racionalidade limitada (Nigam et al., 2018).

¹⁵ A diferença entre essa categoria e as heurísticas é que são estratégias guiadas pelo sistema 2.

Diversos autores desenvolveram categorizações das heurísticas, vieses e efeitos nas finanças comportamentais. Barberis e Thaler (2003) criaram uma lista que distingue os vieses entre duas categorias: crenças e preferências. Por sua vez, Lovric (2011) apresenta uma lista sem categorias definidas, mas aliados a modelos baseado em agentes. A seguir, apresentamos algumas das principais heurísticas, vieses e efeitos identificados por esses autores.

Quadro 4: Heurísticas, vieses e efeitos nas finanças comportamentais

Heurística, vieses e Efeitos	Definição
Ancoragem e Ajuste	Ajuste e ancoragem é uma heurística que parte de um valor inicial (dado pela formulação do problema, ou por algum cálculo parcial) e então o ajusta para o valor final. O problema dessa heurística é que o ajuste muitas vezes é insuficiente, o que significa que o valor final dependerá muito do valor inicial. A consequência dessa heurística é que as pessoas superestimam a conjunção de eventos (com altas probabilidades individuais) e subestimam uma disjunção de eventos (com baixas probabilidades individuais). O efeito de ancoragem também está presente na avaliação de distribuições subjetivas de probabilidade, resultando em intervalos de confiança excessivamente estreitos.
Arrependimento	Arrependimento é a emoção vivida por não ter tomado a decisão certa. É o sentimento de responsabilidade pela perda (Shefrin, 2000). Num contexto financeiro, a minimização de possíveis arrependimentos futuros desempenha um papel importante na alocação da carteira. Também está relacionado com a preferência por dividendos no financiamento dos gastos do consumidor, pois vender uma ação que pode subir no futuro carrega um enorme potencial de arrependimento.
Autocontrole	habilidade de gerenciar as próprias emoções e comportamentos, mesmo diante de impulsos e desejos imediatos. Isso envolve a capacidade de resistir à tentação e manter o foco em objetivos de longo prazo, mesmo que isso exija adiar a gratificação instantânea.
Aversão à ambiguidade	A aversão à ambiguidade refere-se à preferência por riscos conhecidos sobre riscos desconhecidos (incerteza).
Aversão à perda	A aversão à perda é um fenômeno generalizado na tomada de decisão humana sob risco e incerteza, segundo o qual as pessoas são mais sensíveis às perdas do que aos ganhos.

Conservadorismo	As pessoas respondem de forma muito conservadora a novas informações. Isso está relacionado à heurística de Ancoragem e Ajuste. Em um sentido restrito, o conservadorismo significa que as pessoas não são atualizadores bayesianos perfeitos.
Contas Mentais	fenômeno em que as pessoas organizam suas atividades financeiras em compartimentos distintos e separados, muitas vezes com regras e categorias diferentes. Esses compartimentos são difíceis de serem intercambiados, o que pode levar a decisões financeiras menos eficientes ou até mesmo irracionalidades.
Falácia de Probabilidade Condicional	A falácia da probabilidade condicional significa confundir a probabilidade condicional $p(a b)$ com $p(b a)$, e pode ser considerada em uma visão mais ampla como a falácia de confundir causa e efeito. Goldberg e von Nitzsch (2001) dão um exemplo financeiro em que a probabilidade de uma quebra do mercado de ações em outubro é superestimada com base na observação histórica de que a maioria das quedas de ações ocorreu em outubro.
Efeito da dotação	Quando uma pessoa passa a possuir um bem, ela imediatamente o valoriza mais (Thaler, 1980; Knetsch e Sinden, 1984).
Efeito Enquadramento	Um enquadramento é a forma usada para descrever um problema de decisão, e a dependência de enquadramento (por exemplo, enquadramento positivo ou negativo) significa que a forma é relevante para o comportamento (Shefrin, 2000).
Excesso de confiança	Uma definição mais geral de excesso de confiança é aquela pela qual as pessoas superestimam suas próprias capacidades
Falácia do jogador	A falácia do jogador é a falsa crença de que, se desvios do comportamento esperado forem observados em repetidas tentativas independentes de algum processo aleatório, é provável que esses desvios sejam nivelados por desvios opostos no futuro. No caso de lançamentos justos de uma moeda, essa falácia se manifestaria como pensar que é mais provável que a moeda dê cara depois de ter jogado coroa várias vezes seguidas. Veja também a lei dos pequenos números e representatividade.
Ilusão do dinheiro	Uma maneira natural de as pessoas pensarem sobre dinheiro é em termos de valores nominais,

	e não de valores ajustados pela inflação (Shefrin, 2000). Assim, sob hiperinflação, as pessoas verão o aumento do salário nominal de forma mais favorável do que realmente é.
Lei dos Pequenos Números	A aplicação incorreta da Lei dos Grandes Números a pequenas amostras é conhecida como Lei dos Pequenos Números ou Falácia do Jogador. Esse fenômeno está relacionado à heurística da representatividade, na qual as pessoas tendem a subutilizar informações sobre a taxa básica ao formar suas crenças. No contexto financeiro, esse viés é evidente: subestimamos a frequência com que um bom analista financeiro pode errar várias vezes seguidas e, ao mesmo tempo, subestimamos a frequência com que um analista inexperiente ou desinformado pode acertar algumas vezes consecutivas.
Viés do otimismo	A tendência cognitiva de dar mais peso às previsões otimistas e menor peso às previsões negativas ao definir a probabilidade de eventos.
Viés do status quo	As pessoas preferem se manter na mesma situação em que estão do que uma alteração nesse cenário, mesmo que seja positiva.

Fonte: Lovric (2011) e Barberis e Thaler (2003)

Há diversas listas de heurísticas e vieses, por exemplo, Benson (2016) fez o esforço de tentar agrupar a lista de 175 vieses em estratégias mentais. Por isso, é importante identificar quais delas são relevantes para as finanças comportamentais.

Além disso, existem diversas etapas decisórias relacionadas a finanças nas quais esses mecanismos desempenham algum papel. Frydman e Camerer (2016) dividem em quatro: decisões familiares sobre poupança, empréstimos e gastos; padrões de negociação individual de ativos financeiros, padrão nos quais as decisões de investidores se agregam para determinar o preço dos ativos e decisões gerenciais sobre captação e investimentos de recursos corporativos.

Assim, tanto a modelagem de racionalidade limitada, quanto de introdução de vieses cognitivos é um ponto importante nas finanças comportamentais. No próximo tópico, mostraremos como os ABMs podem ser integrados às finanças comportamentais.

2.5 Agent-Based Model e Finanças Comportamentais

LeBaron (2006) destaca que a divergência entre racionalidade e eficiência é um dos motivos pelos quais a utilização de ABMs para simular mercados financeiros se tornou atraente. Além disso, ele aponta que há ainda elementos das séries temporais que não foram totalmente compreendidos, e que há uma grande quantidade de dados reais disponíveis para análise e comparação.

Nos mercados financeiros reais, há diferentes crenças e comportamentos que resultam da interação social e da seleção evolutiva, e que podem mudar ao longo do tempo. Isso fez com que uma área dentro dos ABMs se destacasse na aplicação a finanças, a suposição de que os agentes são heterogêneos, também conhecida como *Heterogeneous Agent Models* (HAM) (Dieci; He, 2018).

Na sua fase inicial, os ABMs se concentraram em comportamentos relativamente simples. Usualmente, as estratégias dos agentes eram divididas entre fundamentalistas, que negociam com base no valor fundamental e grafistas, que negociam com base em preços passados, por exemplo. Os ativos são colocados como com risco, sem risco e dinheiro (Lovric, 2011).

Modelar as trocas financeiras da maneira mais realista possível constitui um grande desafio. Por isso, a maioria dos ABMs usa mecanismos mais simples para traduzir a oferta e demanda dos agentes em um preço (Lovric, 2011). Segue abaixo uma amostra de mecanismos de mercado usados, conforme LeBaron (2006).

Quadro 5: Mecanismos de Mercado em ABMs de finanças

Equilíbrio Temporário de Mercado	mecanismo de compensação de mercado em que o preço é determinado de forma que a demanda total dos agentes seja igual ao número total de ações no mercado
Função de Impacto de Preço	formaliza um processo de ajuste de preço em que o novo preço é determinado a partir do preço passado e do pedido líquido (a diferença entre demanda e oferta) escalonado por um parâmetro fixo
<i>Order book</i>	mecanismo de precificação onde o livro de pedidos real é simulado e as ordens de compra e venda dos agentes são cruzadas usando um determinado procedimento bem definido.
<i>Matching</i>	tipo de mecanismo onde os agentes (aleatoriamente) se encontram e, se lhes convém, negociar uns com os outros

Fonte: Elaboração própria a partir de Lovric, 2011, p. 46 e 47 apud Lebaron 2006.

Além desse conjunto de mecanismos de mercado, outro elemento que pode surgir para representar o comportamento dos agentes é o aprendizado e a interação social. Uma das ferramentas tirada da literatura de inteligência artificial para modelar aprendizado é o algoritmo genético (AG), conforme trecho abaixo Lebaron (2006, p. 1196):

É uma das várias ferramentas de otimização que são úteis em situações em que os métodos tradicionais de escalada podem falhar, como objetivos múltiplos picos ou funções objetivo não diferenciáveis, possivelmente com variáveis de entrada discretas.

Apesar do comportamento não ser completamente compreendido nesse contexto os modelos com multiagentes utilizam técnicas mais avançadas que esta (Lebaron, 2006).

É importante verificar as semelhanças entre os resultados dos modelos de agentes e os dados empíricos do mundo real. Para isso, existe um conjunto de propriedades observadas, chamadas de fatos estilizados. Eles constituem uma forma de comparar resultados de ABMs com os dados do mundo real (Lovric, 2011), segundo tabela abaixo.

Quadro 6: Fatos Estilizados

Ausência de autocorrelações	as autocorrelações (lineares) dos retornos dos ativos são muitas vezes insignificantes, exceto em escalas de tempo intradiárias muito pequenas para as quais os efeitos da microestrutura entram em jogo.
Caudas pesadas	a distribuição (incondicional) dos retornos parece apresentar uma lei de potência ou uma cauda do tipo Pareto, com um índice de cauda que é finito, superior a dois e inferior a cinco para a maioria dos conjuntos de dados estudados. Em particular, isto exclui leis estáveis com variância infinita e a distribuição normal. No entanto, a forma precisa das caudas é difícil de determinar.
Assimetria de ganho / perda	É possível observar grandes movimentos descendentes nos preços das ações e nos valores do índice de ações, mas não em movimentos ascendentes igualmente grandes (uma exceção são os mercados de câmbio que são bastante simétricos)
Gaussianidade agregacional	A forma da distribuição não é a mesma para todas as escalas de tempo; conforme a escala de tempo é aumentada (os retornos são calculados ao longo de um período mais longo) a distribuição torna-se mais normal.
Caudas pesadas condicionais	Retornos que foram corrigidos para volatilidade o agrupamento ainda exibe algum grau de caudas pesadas.
Agrupamento de volatilidade	Funções não lineares de retornos (por exemplo, retornos absolutos ou quadrados) exibem autocorrelação positiva significativa. Em séries temporais de retornos de ativos, isso pode ser visto como períodos de maior volatilidade agrupados.
Queda lenta da autocorrelação em retornos absolutos	A função de autocorrelação dos retornos absolutos decai no tempo aproximadamente como uma lei de potência.
Intermitência	Em qualquer escala de tempo, os retornos exibem um alto grau de variabilidade.
Efeito de alavancagem	Existe uma correlação negativa entre a volatilidade dos retornos e os próprios retornos
Correlação volume / volatilidade	O volume de negócios está correlacionado com as medidas de volatilidade

Assimetria nas escalas de tempo	As medidas de volatilidade em escala grosseira preveem as medidas de volatilidade em escala final melhor do que o contrário
---------------------------------	---

Fonte: Lovric (2011) p. 47 e 48; Cont (2001)

Os fatos estilizados, de acordo com Cont (2001), não têm o poder de serem considerados como propriedades quantitativas, dado que não são precisos o suficiente para isso, por isso devem ser considerados com propriedades qualitativas. No entanto, é difícil de replicar processos e modelos estocásticos com mais de um deles.

Diversos autores se debruçaram em categorizar os modelos ABMs em finanças. Tesfatsion (2003) divide em oito áreas mais gerais de ABMs: (i) Aprendizagem e a mente corporificada; (ii) evolução das normas de comportamento; (iii) modelagem bottom-up dos processos de mercado; (iv) formação de redes econômicas; (v) modelagem de organização (vi) projeto de agentes computacionais para mercados automatizados; (vii) experimentos paralelos com agentes reais e computacionais; e (viii) construção de laboratórios computacionais.

Dieci e He (2018) dividiram em 5 categorias: a primeira vertente trata de modelos que enfatizam o papel da heterogeneidade endógena do investidor para explicar evidências de anomalias e fatos estilizados. A maioria deles foca no comportamento da dinâmica entre fundamentalistas e grafistas, e fatos estilizados para tal.

Na segunda vertente são incorporadas informações históricas nos preços em tempo contínuo. Os estudos nesta vertente são relacionados à quantidade de informações e a rapidez com a qual os preços de mercado se transforma em choques fundamentais. O principal desafio é o horizonte temporal, especialmente o longo prazo nos mercados financeiros.

A terceira vertente mostra o impacto de crenças heterogêneas, diversificação de portfólio e feedback de expectativas em um contexto de preços e retornos de diversos ativos de risco.

A quarta vertente utiliza a lógica utilizada dos modelos referentes ao mercado financeiro para o mercado imobiliário, que também sofre com os movimentos de expansão e retração. Utiliza o arcabouço fundamentalista – grafista.

A quinta vertente se refere aos mercados de ordem limitada. A principal questão é a escolha entre ordens de mercado ou limitadas. Os investidores negociam em meio a informações assimétricas e podem aprender com as informações do *order book* (DEICI; HE, 2018).

Isso nos mostra que ainda não há uma categorização específica para os ABMs em finanças comportamentais. Uma proposta interessante seria dividi-los pelos vieses, heurísticas

e outros fenômenos de cunho cognitivo que modelam. No entanto, a literatura ainda é pequena para dividi-los entre todos os vieses e efeitos existentes. Dado isso, nos próximos capítulos, trabalha-se com dois fenômenos específicos.

2.6 Conclusão

O aumento na identificação de anomalias dentro da teoria econômica tradicional não apenas revelou limitações significativas, mas também abriu caminho para novas perspectivas. Nesse cenário, surgem abordagens alternativas que buscam compreender e explicar as falhas observadas nos comportamentos econômicos reais. A economia comportamental, ao concentrar-se nas anomalias resultantes de limitações internas, como vieses cognitivos, heurísticas e racionalidade limitada na tomada de decisão, oferece uma visão mais realista das decisões econômicas.

Para complementar essa visão, existe a abordagem de sistemas complexos, que se concentra nas anomalias externas, como a imprevisibilidade de redes interconectadas, choques externos e a não linearidade dos sistemas econômicos. Ambas se complementam em conjunto, formando um quadro mais robusto para a análise econômica do que seria possível individualmente. Assim, propõem ferramentas para lidar com os desafios internos e externos derivados das anomalias, possibilitando a construção de modelos econômicos capazes de enfrentar um ambiente cada vez mais incerto e interdependente.

Assim, os ABMs que conseguem reunir diversas metodologias e embasamentos teóricos, se tornam uma alternativa metodológica para reunir esses dois elementos. ABMs englobando sistemas complexos e elementos comportamentais representam uma área que tem se desenvolvido grandemente nos últimos anos e mostrado o seu potencial, especialmente na área do mercado financeiro com a validação de dados reais e fatos estilizados.

3. Comportamento de manada: imitação em *Agent-Based Model*

A tomada de decisão dos agentes individuais possui barreiras que dificultam a realização dos postulados de racionalidade plena propostos pela economia tradicional. Essas dificuldades são elucidadas por áreas do conhecimento como a neurociência, economia comportamental, finanças comportamentais e antropologia, resultando em desfechos que se distanciam das expectativas previstas pela economia tradicional.

Assim, surgem algumas questões, individualmente existem barreiras à racionalidade? como elas operam coletivamente? Inicialmente a premissa era simples: se os agentes são racionais, pode-se modelar diversos agentes individuais com comportamento racional, assim, o comportamento de um indivíduo representa o comportamento do coletivo.

Entretanto, o questionamento ao pressuposto de racionalidade plena abre espaço para outros questionamentos: como os agentes se comportam quando fazem parte de um coletivo? O comportamento de um agente pode influenciar a decisão de outro? A questão central se torna como funciona a dinâmica de interação entre agentes.

Para explorar essa dinâmica, o mercado financeiro é um ambiente particularmente sensível a essa movimentação, pois incorpora expectativas de diversos agentes e pode reagir a constantes mudanças e incertezas em um mundo globalizado. O preço dos ativos pode ser influenciado por uma mudança nos indicadores econômicos, uma alteração na situação sociopolítica de alguma região, pela criação de uma nova tecnologia e, até mesmo, por notícias equivocadas e outros incentivos que criam movimentos coletivos massivos. Isso pode se desdobrar em diversos fenômenos identificados pela literatura como volatilidades, quedas, bolhas e *crashes*. Além disso, é uma área rica em dados históricos, o que a torna um objeto conveniente para estudar o comportamento em dinâmicas que envolvem mais de um agente.

Para isso, a seção 2.1 discute o conceito de comportamento de manada, bem como as principais abordagens utilizadas para sua análise. A seção 2.2 aborda as definições de bolhas e *crashes*. Em seguida, a seção 2.3 trata da identificação de outliers em sistemas complexos, introduz a definição dos Modelos de Ising e destaca as vantagens de sua aplicação em estudos do mercado financeiro. A seção 2.4 apresenta o modelo Johansen-Ledoit-Sornette (JLS) e seus desdobramentos. Por fim, a seção 2.5 expõe a justificativa para a escolha do modelo, as alterações propostas, bem como a descrição e os resultados da simulação.

3.1 Comportamento de manada

Por muito tempo foi predominante o tratamento teórico de que o comportamento de um agente não influenciava o outro. Assim, o investidor se basearia no preço fundamental ou nos retornos passados para fazer suas escolhas futuras sem ser afetado pelo restante dos investidores.

Pigou, na década de 1920, conectou os movimentos de *boom* e depressão no mercado de ativos à dinâmica social. Em condições rotineiras, os indivíduos se regulariam e corrigiriam seus próprios erros por operarem sozinhos, no entanto, sob a condição de um pacto social forte, os indivíduos abdicam dessa autorregulação independente do erro que possa ocasionar (Prechter Jr., 2001).

De acordo com Barberis (2019), os indivíduos tomam decisões considerando crenças sobre o preço fundamental, retornos passados, mas também ponderam ações, informações e percepções de outros indivíduos. Assim, o comportamento e a cognição são elementos que podem impactar na formação dos preços.

Prechter Jr. (2001, p. 123) expressa no trecho abaixo a diversidade de fatores que podem influenciar na tomada de decisão dos investidores:

A maioria das pessoas obtém praticamente todas as suas ideias sobre os mercados financeiros de outras pessoas, através de jornais, televisão, informantes e analistas, sem verificar nada. Eles pensam: “Quem sou eu para verificar? Essas outras pessoas deveriam ser especialistas.” Muitas pessoas são emocionalmente dependentes do *ticker tape*, que simplesmente relata a tomada de decisão agregada de curto prazo dos outros. Essa dependência é quase universal, mesmo entre investidores de longo prazo. Eles são levados a seguir o rebanho porque não têm conhecimento em primeira mão adequado para formar uma convicção independente, o que os faz buscar a sabedoria nos números.

Assim, o comportamento de diversas pessoas sendo influenciadas em uma mesma direção pode ter consequências significativas. Uma das consequências é o comportamento de manada.

O comportamento de manada é visto em diversas espécies de animais. O termo “manada”¹⁶ obviamente vem da observação do comportamento animal, mas também atinge humanos. O trecho abaixo define o comportamento de manada:

Costuma-se dizer que o comportamento de rebanho ocorre quando muitas pessoas tomam a mesma ação, porque algumas imitam as ações de outras... Outros termos como “Kocks” ou “escolas” descrevem o movimento coerente

¹⁶ Original da língua inglesa *herd*

coletivo de um grande número de organismos autopropulsados (Sornette, 2003, p. 27)

O comportamento de manada pode ser encontrado em diversas áreas: zoologia, neurologia, sociologia, psicologia, economia e finanças. Em economia e finanças, o comportamento de manada é definido como “o processo em que os agentes econômicos imitam as ações uns dos outros e/ou baseiam suas decisões nas ações de outros.” (Spyrou, 2013, p. 175). Nesse contexto, quanto menos informação o agente tiver, mais forte é o incentivo para seguir o consenso (Vogel, 2018).

Devenow e Welch (1996) propõem duas perspectivas distintas para os modelos de comportamento de manada: a visão não racional e a visão racional. A visão não racional, que se baseia na psicologia do consumidor, sugere que os agentes renunciam à análise racional para seguir o comportamento dos outros agentes. Por outro lado, a visão racional considera que a tomada de decisão ideal é afetada por externalidades, como a falta de informações adequadas e os incentivos envolvidos. Há também uma perspectiva intermediária que sugere que os tomadores de decisão são quase-rationais, adotando um processo decisório que envolve "heurísticas", permitindo economizar no processamento de informações e nos custos de aquisição de informações, e que a influência dessas heurísticas não pode ser eliminada por atividades racionais de terceiros (Devenow, Welch; 1996).

Assim, Devenow e Welch (1996) subdividem o comportamento de manada racional, nas seguintes categorias que podem se sobrepor:

1. Cascata de informação: ocorre quando um indivíduo ignora as próprias crenças e informações em prol de agir como outro indivíduo agiu no passado. Dois elementos são essenciais nesse caso: os investidores iniciais não terão mais informações positivas e agirão da mesma maneira criando um “espaço de ação limitado”, no qual é formada a cascata.
2. Manada Reputacional: assim como a cascata de informação, esta implica na imitação da decisão anterior de outro agente. No entanto, nesse caso a motivação é a reputação, Prendergast e Stole (1996) aponta que a idade pode ser um fator determinante. Quanto maior a idade, maior a reputação do agente e a tendência a ser imitado por indivíduos mais novos. No entanto, isso pode ocorrer também por projeto. No modelo de Zwiebel (1995), a escolha se dá entre um projeto de tecnologia existente e um projeto de tecnologia inovadora, e não por ações.

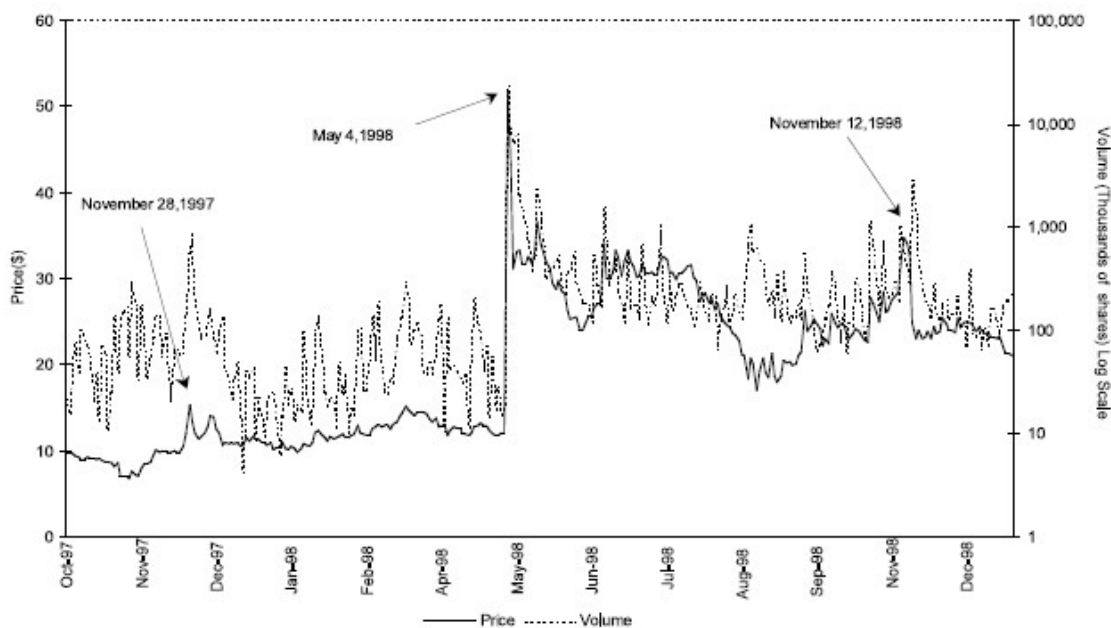
3. Manada Investigativa: ocorre quando um analista investiga uma ação com objetivo de que outras pessoas também a investiguem. Aqui a ideia é que é preciso que outras pessoas analisem as ações para que os preços cheguem no patamar desejado.
4. Manada Empírica: esta categoria explora *clustering* empírico sem testar as especificações dos modelos de manada. Esta, nesse caso, pode ser resultante do “feedback positivo”¹⁷ ou do padrão dominante de compra ou venda de ativos, como em Lakonishok (1991) que analisou 769 fundos de pensão, no qual encontrou um acentuamento de estratégia típica verificado em fundos de pensão de comprar ativos perdedores e vender tanto ativos vencedores extremos quanto perdedores.

Destes, dentro da visão do agente racional, a cascata informacional tem mais influência que o restante (Devenow; Welch, 1996; Vogel, 2017). No entanto, a cascata informacional também é vista em linhas teóricas intermediárias que flexibilizam a racionalidade do agente, como ressaltado por Bikhchandani et al. (2024), nas quais os vieses podem estar relacionados a cascatas em modelos de racionalidade imperfeita.

Um exemplo real do mercado financeiro é o da Entremed, uma pequena empresa de biotecnologia, que desenvolvia um processo com potencial de curar o câncer e, consequentemente, possuía os seus direitos de comercialização. Conforme o gráfico abaixo, existem três datas marcantes relativas aos ativos dessa empresa. O primeiro é de 28 de novembro de 1997, o segundo 4 de maio de 1998 e o terceiro, 12 de novembro de 1998 (Huberman; Regev, 2001).

¹⁷ Os feedbacks positivos, de acordo com Sornette (2003, p. 26) ocorre quando: “condicionado à observação de que o mercado subiu recentemente, isso torna mais provável que ele continue subindo, de modo que ocorre um grande movimento cumulativo.”

Gráfico 3: Preço e volume das ações da Entremed



Fonte: Huberman; Regev, 2001, p. 389

No dia 28 de novembro de 1997, houve um aumento decorrente da publicação de um artigo na revista *Nature*, que descrevia uma evolução no processo da substância utilizada pela Entremed. Essa informação foi noticiada por diversos meios de comunicação inclusive o *Newsday* e o *New York Times*, e em meios de mídia eletrônica, como o *MoneyLine* da CNN e o *Street Signs* da CNBC. As ações fecharam em 11,875 dólares no dia 26 de novembro e alcançaram 15,25 dólares no dia 28 de novembro¹⁸ (Huberman; Regev, 2001).

Entre o período de 28 de novembro até 04 de maio, do ano seguinte, as ações foram negociadas entre os valores de 9,875 e 15,25 dólares. No entanto, nesse dia 3 de maio de 1998 ocorreu outro evento. O *New York Times* publicou outra reportagem sobre o mesmo processo e substância, citando a empresa. Destaca-se que essa nova reportagem não trazia nenhuma informação nova, mas aparecia com um destaque maior dentro do jornal, presente na primeira página e intitulada como “Um Relatório Especial”. A consequência foi um aumento nos preços das ações que abriram a 85 e fecharam a 51,81 dólares no dia 4 de maio. Apesar da publicação de uma reportagem, no dia 10 de maio, ressaltando que não havia nenhuma informação nova, isso não foi o suficiente para o valor cair ao patamar anterior (Huberman; Regev, 2001).

¹⁸ Dia 27 de novembro foi feriado do Dia de Ação de Graças, assim o Mercado de Ações estava fechado.

De julho a agosto, o S&P desvalorizou cerca de 20% e o Índice de Biotecnologia Combinada Nasdaq sofreu uma queda de quase 24%, mas essas oscilações não influenciaram o ativo no âmbito individual (Huberman; Regev, 2001).

Por fim, no dia 12 de novembro de 1998, saiu um artigo de primeira página do *Wall Street Journal* relatando que outros laboratórios não conseguiram replicar os resultados do Dr. Folkman da Entremed. Apesar da queda de 24% no valor da ação, fechando em 24,875, o valor ainda se estabilizou bem acima do anterior ao artigo do dia 4 de maio (Huberman; Regev, 2001).

O caso da Entremed mostra que mesmo em uma situação na qual não surgiu nenhuma informação nova e houve uma retificação reforçando tal fato, ocorreu um comportamento de manada. Diante disso, em determinadas situações é necessário explorar a possibilidade de outras teorias e flexibilizações do agente racional.

Parker e Prechter (2005) descrevem as motivações para o comportamento de manada por meio de teorias, que dentre outras características podem pressupor agentes como racionais ou não. Em linhas gerais, elas podem ser divididas em seis:

1. Psicologia Social: essa vertente se sobrepõe a teoria socionômica em alguns pontos, especialmente no que tange as ondas de humor. As bolhas são resultado de um combinado de entusiasmo social, otimismo excessivo e atenção seletiva. Usualmente é associada a artigos de cascata de informação, no entanto, também pode ser relacionada a artigos de cascata reputacional. Esses últimos são modelos de agentes heterogêneos sendo compostos pela junção de indivíduos mais jovens e mais velhos. Por fim, a manada reputacional é considerada um fator exógeno, assim o agente racionalmente escolhe imitar outro de forma consciente com intuito de maximizar utilidade (Parker; Prechter, 2005).
2. Teoria da Informação: nessa vertente uma cascata ocorre quando o indivíduo abre mão de suas próprias crenças em prol das crenças de outro indivíduo. Significa uma escolha ótima, supondo maximização da utilidade e equilíbrio de acordo com a teoria neoclássica. Um dos subtipos desses modelos são os que incluem “feedbacks positivos” (Parker; Prechter, 2005).
3. Teoria Etológica: a etologia é uma área que estuda o comportamento animal. Essa vertente teórica serve como inspiração para analogias com o comportamento visto no mercado financeiro. Kirman é o principal representante dessa vertente e utiliza, por exemplo, o comportamento das formigas para as dinâmicas de manadas. Assim, a manada é considerada um fenômeno endógeno e não exógeno e não considera um

equilíbrio, porque dentro de tais modelos não é considerado a convergência para um estado (Parker; Prechter, 2005).

4. Econofísica: enquanto a corrente etológica compara comportamento humano ao comportamento não humano, a econofísica compara o comportamento de sistemas vivos e não vivos. A diferença entre esse modelo e o modelo da teoria da informação, é que na teoria da informação as bolhas são modeladas como choques exógenos, já, a maioria dos modelos da econofísica é modelada como endógenos. Essa teoria fundamenta-se na teoria das catástrofes, que contempla o fenômeno da auto-organização. (Parker; Prechter, 2005).
5. Teoria do Modelo Médico: esses modelos partem da lógica de tratar o comportamento de manada como epidemias e infecções (Vogel, 2018). O primeiro autor a fazer essa analogia para economia foi David Ricardo, com a utilização do termo “contágio social” para o pânico de 1797 (desaceleração no mercado de crédito, tanto na Grã-Bretanha quanto nos Estados Unidos) (Parker; Prechter, 2005).
6. Teoria socionômica: descreve o comportamento de manada como inconsciente e pré-racional, com dinâmicas endógenas, em que as pessoas agem de forma homogênea em contextos de incerteza, sem pressupostos de equilíbrio e maximização da utilidade (Parker; Prechter, 2005). Segundo Parker e Prechter (2005, p. 4), a teoria da socionomia possui a característica de refletir a “realidade psicológica do comportamento individual, ao mesmo tempo em que oferece uma previsão probabilística do caminho determinado pelo desenvolvimento do todo social”.

Algumas características dessas vertentes da literatura podem se sobrepor. Para facilitar a diferenciação, segue abaixo um quadro sintetizado com os principais aspectos:

Quadro 7: Comparação das Teorias de Comportamento de Manada segundo Oito Dimensões

	1.Evolucionário	2.Incerteza	3.Homogêneo	4.Endógeno	5.Consciente	6.Racional	7.Equilíbrio	8.Maximização da Utilidade
Psicologia Social	Não	Sim	Sim	Sim/Não	Sim/Não	Sim/Não	Inconclusivo	Sim
Teoria de Informação	Sim/Não	Sim	Sim/Não	Não	Sim	Sim	Sim	Sim
Teoria Etológica	Sim	Sim	Sim	Sim	Não	Não	Inconclusivo	Sim
Econofísica	Inconclusivo	Sim	Não	Sim/Não	Sim	Sim	Sim	Sim
Teoria do Modelo Médico	Sim	Sim	Não	Sim	Não	Não	Sim/Não	Sim
Socionomia	Sim	Sim	Sim	Sim	Não	Não	Não	Não

Fonte: PARKER; PRECHTER, 2005, p. 2

Prechter Jr e Parker (2001) e Parker e Prechter (2005) apontam as vantagens da abordagem teórica socionômica em comparação as outras. A teoria socionômica desafia o paradigma atual das ciências sociais ao questionar o modelo de escolha racional, assim considerando que impulsos inconscientes no contexto de incerteza são responsáveis pelos movimentos de humor social gerados pela manada. Essas tendências de humor social constituem movimentos endógenos, padronizados e probabilisticamente previsíveis.

Conforme Vogel (2018), a teoria da psicologia social e socionômica fornecem os elementos necessários para capturar de maneira mais ampla os acontecimentos do mundo real, especialmente no que tange a bolhas e crashes. Além disso, ambas assumem pressupostos mais congruentes com as finanças comportamentais que o restante.

O motivo que influencia ou causa esse comportamento de manada em muitos casos está relacionado a alguns fatores trabalhados no quadro 6. O primeiro deles é o contexto de incerteza.

Quando as pessoas estão incertas¹⁹, elas tendem a seguir as outras por um movimento de instinto de sobrevivência, inserindo um componente evolutivo à questão (Parker; Prechter, 2005). De acordo com Parker e Prechter (2005, p. 89): “A grande maioria dos investidores é desinformada, ignorante e definitivamente incerta, então eles procuram orientação no rebanho, sem perceber que a maioria dos outros no rebanho são tão incertos quanto eles.”. Os investidores, nesse caso, procuram a segurança e certeza ao se alinhar a maioria.

O segundo fator mostra que não se trata apenas de seguir o humor dos investidores, também há processos pré-rationais atuando. Esses processos fornecem as racionalizações necessárias para justificar seguir a manada (Prechter Jr., 2001).

O terceiro deles são os processos inconscientes. O comportamento de manada pode conter ao mesmo tempo processos pré-rationais e processos inconscientes. Um estudo de Shiller (1990) sobre o crash de 1987²⁰ fez uma pergunta aberta aos investidores "Vocês se lembram de alguma teoria específica que tiveram sobre as causas das quedas de preços de 14 a 19 de outubro de 1987?", o primeiro tema mais comum, escolhido por um terço dos investidores individuais e constitucionais foi o *overpriced*, mesmo sem especificar o motivo; o segundo foi um *stop-loss* institucional; e, o terceiro foi a irracionalidade do investidor relacionada à loucura, pânico e mudança repentina de opinião dos investidores.

¹⁹ Refere-se a Incerteza Fundamental

²⁰ 19 de outubro de 1987.

Na segunda etapa da mesma pesquisa perguntaram aos investidores em qual teoria se encaixaria melhor entre “uma teoria sobre psicologia do investidor” ou “uma teoria sobre fundamentos como lucros ou taxas de juros”, dois terços dos investidores dos Estados Unidos e três quartos dos investidores japoneses escolheram “uma teoria sobre psicologia do investidor”.

Por fim, quando perguntados se acharam que em algum momento de 19 de outubro de 1987 tinham uma boa estimativa de quando ocorreria uma recuperação, um terço respondeu que sim, desse um terço uma boa parte colocou como motivação a intuição. Assim, durante as outras questões, os investidores exaltaram a importância de uma teoria com base na psicologia, mas quando perguntados sobre o futuro, mencionaram a intuição como um processo norteador da estimativa. A “intuição”, por ser um processo o qual o investidor não sabe ao certo de onde surgiu, o questionamento é comumente associado a processos inconscientes.

O quarto fator é a causalidade endógena. Conforme Parker; Prechter (2005, p. 6)

A irrelevância de forças exógenas se aplica a relatórios econômicos, guerras e tratados de paz, terrorismo, eleições, lucros corporativos, escândalos, ações do Fed e movimentos de outros mercados. Nenhuma dessas coisas tem uma relação consistente com o movimento do preço das ações e, na medida em que qualquer relação possa existir, ela é atrasada (devido ao humor social induzindo ações sociais), tornando inútil para a previsão do mercado de ações.

Assim, mesmo quando há uma influência de fatores exógenos, ela é fortemente influenciada pelas dinâmicas internas de humor social.

Esses fatores resultam em um comportamento de manada que pode se manifestar em duas direções opostas, envolvendo sentimentos positivos e negativos. Isso afeta as ações por se tratar de um produto físico, no qual a crença em seu valor é determinante para a composição de seu potencial valor final (Vogel, 2018).

O comportamento de manada pode chegar ao extremo de criar pânicos e crises causados pela formação de bolhas. Sendo as bolhas com o sentimento positivo representadas pelos booms, e as que envolvem sentimentos negativos, podendo se desenrolar em *crashes*.

Vogel (2018) aborda a complexidade em se chegar a um consenso sobre a definição do que é uma bolha e de um modelo que permita refutar ou comprovar a existência de uma bolha. Johansen et al. (2000) e Sornette (2003) destacam que mesmo após análises completas *post-mortem* é difícil identificar qual informação ou parte de informação que ocasionou tais fenômenos.

A próxima seção apresenta as controvérsias envolvidas na definição de bolhas e suas classificações.

3.2 Bolhas e *Crashes*

A compreensão dos fenômenos financeiros é fundamental para a tomada de decisão em diversas áreas da economia. Nesse contexto, as bolhas e os *crashes* são eventos que despertam a atenção de estudiosos há décadas.

No mundo físico, as bolhas, seja por uma bolha de um gás inflado, contendo um líquido ou um chiclete, são fáceis de visualizar e identificar. Nesses casos, o gás ou fluido são envoltos a uma superfície que dá origem à pressão (Vogel, 2018).

Já no campo econômico, apesar de serem temas recorrentes na literatura acadêmica, ainda há divergências quanto às suas definições, causas e efeitos. As bolhas, em especial, são objeto de discussão constante na literatura acadêmica, uma vez que sua complexidade impede a definição de um consenso entre os pesquisadores. Por sua vez, os *crashes* são eventos extremos que geram impactos significativos no mercado financeiro, mas cuja fonte, por vezes, é difícil de ser identificada.

3.2.1 Bolhas

As bolhas financeiras têm raízes profundas na história, com indícios de sua existência remontando a tempos antigos. Há vestígios de que, mesmo antes da consolidação dos sistemas monetários, já ocorriam movimentos esporádicos de especulação. A mecânica especulativa era familiar tanto na Grécia Antiga quanto no Império Romano.

Durante o período da Atenas Clássica, que compreende os anos de 479 a.C. a 323 a.C., já se faziam presentes os primórdios dos sistemas financeiros, notadamente através das instituições financeiras iniciais conhecidas como *trapeza*, que desempenhavam um papel nas transações de crédito. Essas instituições financeiras mantinham uma conexão com o florescente mercado de perfumes, que era objeto de grande fascínio entre os habitantes de Atenas naquela era, e muito provavelmente estavam sujeitas a práticas especulativas (Vogel, 2018).

No Império Romano (27 a.c. a 476 d. C.), existia um sistema de bancos mais consolidado que controlava a emissão de moedas. Os bancos romanos estavam sujeitos a especulações, e

experimentavam significativas oscilações, especialmente provenientes de itens de primeira necessidade (Vogel, 2018).

A primeira bolha potencial bem documentada é a *Tulipmania*. Por possuir uma riqueza maior de documentos e dados disponíveis, é amplamente mencionada na literatura sobre bolhas.²¹ Ela ocorreu em Amsterdã, que emergiu como um proeminente centro comercial no período entre 1585 e 1650, impulsionada pelo intenso comércio com origem na exploração do continente americano. Tudo se deveu a uma mudança comportamental em relação a tulipa *Kower*, que foi mencionada pela primeira vez em uma importação de 1554 da Turquia e se tornou um símbolo valioso e obrigatório para os altos membros da sociedade. No entanto, o lucro não vinha do processo de produção em si. As tulipas tinham seus preços sendo alvo de especulação (Sornette, 2003). Esse preço especulativo estabelecido por meio contratual aumentou vinte vezes de 1636 a 1637 (Thompson, 2007). Em 4 de fevereiro de 1637, ocorre o primeiro questionamento sobre as tulipas se tornarem invendáveis, assim as tulipas que antes valiam milhares de dólares perderem seu valor até o final de maio (Sornette, 2003).

Conforme ressaltado no trecho abaixo por Garber (1989), não há consenso se a *Tulipmania*, de fato, foi uma bolha ou não:

Provavelmente, os economistas nunca chegarão a um consenso de que uma bolha afetou os preços em um determinado mercado moderno devido à enorme confusão de dados disponíveis e à existência de teorias alternativas. (Garber, 1898, p. 558).

A controvérsia persiste devido à complexidade dos fatores envolvidos na análise retrospectiva de eventos históricos, tornando um desafio a identificação do que é uma bolha ou o que é apenas uma especulação que não envolve uma bolha.

A bolha é iniciada por um aumento de expectativa provocado por um cenário que pode vir de uma nova tecnologia, de um novo sistema ou de um novo produto. As bolhas podem ser classificadas como bolhas sociais ou bolhas financeiras. As bolhas sociais constituem um conceito mais amplo de bolha que, além de não necessariamente representar um fenômeno negativo, usualmente está ligado a grandes avanços da tecnologia e ciência. Gisler e Sornette (2021, p. 2) definem as bolhas sociais no trecho abaixo:

A hipótese da bolha social propõe que, durante um boom de inovação ou revolução tecnológica, fortes interações sociais entre apoiadores entusiasmados de uma ideia/conceito/projeto tecem uma rede baseada em

²¹ Sendo mencionada em primeiro lugar entre as manias (Garber, 1898; Zhao, 2022).

feedback positivo, levando a um endosso generalizado e a um comprometimento extraordinário por parte daqueles envolvidos no respectivo projeto, além do que seria racionalizado por uma análise padrão de custo-benefício. Contudo, não estabelece qualquer sistema de valores, apesar do uso do termo “bolha”, que é frequentemente associado a um resultado negativo. Em vez disso, identifica os tipos de dinâmicas que moldam os esforços científicos ou tecnológicos. Por outras palavras, sugerimos que grandes projetos podem (e muitas vezes o fazem) prosseguir através de um mecanismo de bolha social, o que acaba por desempenhar um papel positivo.

A lógica da bolha social é baseada na premissa de um investimento em uma inovação ou revolução tecnológica que não seria concretizado se contasse apenas com os investimentos pautados na racionalidade lógica.

Já a bolha financeira ocorre no setor financeiro e pode ter diversas definições. Kindleberg et al (2005) postula que correntes, bolhas, esquemas de pirâmide, finanças Ponzi e manias são termos que muitas vezes se sobrepõem, mas que podem ser definidos genericamente como: “padrões não sustentáveis de comportamento financeiro, na medida em que os preços dos ativos hoje não são consistentes com os preços dos ativos em datas futuras distantes.” (Kindleberg, 2005, p. 13). Sornette (2003; 2017) define bolhas pela sua característica de crescimento super-exponencial de preços que acompanham um *crash*. Santoni (1987, p. 16) define que “bolhas especulativas possam causar um desvio persistente nos preços das ações em relação ao preço consistente com os fundamentais.” Em congruência com a definição de Vogel (2018, p. 17), “as bolhas podem ser descritas de maneira simples com um grande e duradouro desvio para cima do preço de um ativo em relação ao seu valor “fundamental”.

Assim, cabe explorar uma segunda classificação de bolhas considerando o nível de escala: bolhas macro nível e bolhas micro nível. As bolhas de macro nível refletem os movimentos de alta e baixa dos indicadores da economia. Já as bolhas de micro nível refletem o distúrbio no preço de algum ativo específico.

Este trabalho se refere a bolhas financeiras no macro nível. No entanto, mesmo diante desse referencial teórico surgem questões como, o que seria um grande e duradouro desvio do preço de um a ativo?

Primeiramente, é importante pontuar que as definições de bolha em si dependem bastante do seu referencial teórico.

Conforme a Hipótese do Mercado Eficiente (EMH), bastião da teoria das finanças modernas, considerando racionalidade plena, as bolhas não deveriam existir (Fama, 1965). Assim a existência de tais fenômenos no mundo real é um forte indicativo em prol do tratamento de flexibilização da racionalidade.

O modelo intuitivo para o preço fundamental de Gordon e Shapiro auxilia nessa reflexão:

$$r = \frac{D}{P} + g \quad (2)$$

r = retorno total do investimento em uma ação

D = dividendo

P = preço

D/P é a somatória do rendimento de dividendos

g = taxa de crescimento do dividendo (também taxa de crescimento do preço)

rearranjando a fórmula:

$$P = \frac{D}{r-g} \quad (3)$$

De acordo com Sornette e Cauwels (2014), essa fórmula traz uma intuição importante, suponha-se que (D) seja 100, (r) 8% e (g) 4%, esse ativo valeria 2.500. No entanto, se o retorno total esperado diminuir de 8% para 6% o preço da ação dobraria para 5.000. Apesar de parecer contraintuitivo, a redução do retorno total esperado refletir em um aumento no preço do ativo, isso ocorre porque r é a taxa que se também são descontados os dividendos futuros, assim uma menor taxa de desconto valoriza ativos futuros e aumenta preço presente.

No longo prazo a taxa de inflação para ajuste é utilizada. Assim, se um investidor possuir uma expectativa de inflação de 6% e outro uma de 8% forma-se uma diferença significativa nas expectativas.

Apesar de existirem outras maneiras mais sofisticadas de calcular o preço presente (por exemplo: Modelo de Fluxo de Caixa Descontado, Modelo de Dividendos Descontados, Modelo de Múltiplos, Modelo de Lucro por Ação) a intuição permanece a mesma: os preços são calculados por diversos fatores o que compõe um cenário propício para desvios, especialmente nos divisores, pois pequenas alterações tem um impacto grande no preço da ação. Isso somado ao fato de que o mercado financeiro possui uma mentalidade coletiva, na qual cada agente contribui com suas opiniões e informações, pode ser influenciada por imitação ou por um

comportamento de manada, assim potencializando ainda mais desvios de preços, oscilações e volatilidade.

Não é qualquer oscilação que causa uma bolha, assim utiliza-se a definição de bolha de Sornette e Cawels (2014, p. 1):

Definimos uma bolha como um período de crescimento insustentável, quando o preço de um ativo aumenta cada vez mais rapidamente, em uma série de fases aceleradas de correções e rebotes. Mais tecnicamente, durante uma fase de bolha, o preço segue um processo de crescimento da lei de potência mais rápido que o exponencial, muitas vezes acompanhado por oscilações periódicas logarítmicas. Essa dinâmica termina abruptamente em uma mudança de regime que pode ser um crash ou uma correção substancial.

O mecanismo pelo qual as bolhas apresentam esse crescimento insustentável são os feedbacks positivos. Os feedbacks podem ser negativos ou positivos; os negativos são bem traduzidos pela dinâmica populacional. Suponha-se que existe uma população de coelhos: quanto maior a população de coelhos, mais consumo de alimento ocorrerá, isso gerará uma escassez de alimento, o que acabará por matar alguns coelhos de fome, diminuindo a taxa de reprodução e a quantidade de coelhos (Sornette, 2003).

O exemplo clássico de feedbacks positivos é o de uma torneira pingando, conforme a descrição abaixo:

Inicialmente, a tensão superficial do líquido mantém a gota conectada à torneira. Mas a gota é puxada para baixo pela gravidade e isso gradualmente muda sua forma. O processo que leva à queda é comparável a uma corda de escalada que se rompe. Quando a primeira fibra se rompe, a carga é distribuída pelas fibras restantes. Cada vez que uma nova fibra se rompe, a carga sobre as outras fibras aumenta, levando cada vez mais novas fibras a se romperem, o que se torna um círculo vicioso. Este é um mecanismo de feedback positivo que leva a um processo descontrolado: a falha da corda. Para a gota, quanto mais fino for o gargalo que a retém, maior será a tensão aplicada ao líquido nessa constrição, e mais rápido será o escoamento que a contrai; novamente um feedback positivo. O afinamento do pescoço acelera e termina em fratura, uma singularidade de tempo finito no jargão dos matemáticos. Isso se traduz em desconexão e queda da gota (Sornette e Cawels, 2014, p. 9).

A importância dos feedbacks positivos é expressa por Zhao (2022) pelo exemplo da bomba de uma usina nuclear. De acordo com ele, há uma grande diferença nos resultados, caso os feedbacks sejam positivos ou negativos. Caso os feedbacks sejam negativos, a usina nuclear segue no seu “ponto de equilíbrio”. No entanto, caso os feedbacks sejam positivos, a usina ultrapassará o ponto crítico ou ponto de singularidade e o ciclo de feedback positivo se

alimentará até se tornar uma bomba atômica. Assim, os feedbacks positivos são mais impactantes por induzirem a trajetórias de crescimento insustentáveis.

Os feedbacks positivos sempre estiveram relacionados à economia pelo conceito de retornos crescentes, quanto mais bens são produzidos mais baratos se tornam. A mesma mecânica é aplicada aos preços, que entram em uma “espiral” de crescimento que os conduz para longe do equilíbrio (Sornette e Cawels, 2014). No feedback positivo quanto maior for o preço e a taxa de retorno recentes, maior será o crescimento de ambos no futuro.

Os feedbacks positivos, de acordo com Sornette e Cawels (2014), podem ser provenientes de dois fatores: (1) técnicos/racionais e (2) comportamentais. Os técnicos/racionais compreendem em técnicas de cobertura de opções e de seguro de portfólio, representam um feedback positivo porque partem da ideia de que o risco associado à compra de ativo é eliminado caso o preço tenha subido recentemente, assim quanto maior o preço, maior a demanda e vice-versa. Os comportamentais se referem aos movimentos de imitação e comportamento de manada já mencionados. Tais comportamentos são considerados uma boa estratégia em contexto de incerteza ou extrema incerteza. Sob essas condições, conforme Sornette (2003), se não forem contidos, podem gerar um sistema tão instável endogenamente que qualquer choque exógeno pode gerar um *crash*.

Diante disso, para auxiliar na identificação de bolhas, segundo Vogel (2018), uma bolha pode passar por fases que podem ser descritas como:

- *Stealth*, em que o “dinheiro inteligente” é investido de forma discreta e prudente;
- Conscientização, em que o impulso da mudança de preço atrai o interesse dos investidores institucionais;
- Mania, descreve o padrão frenético de compras, muitas vezes um aumento nos preços acompanhado por um aumento nos volumes de negociação; os indivíduos estão ansiosos para comprar antes que os preços aumentem ainda mais²²;
- Euforia/*Blow-off*, com preços subindo brevemente para uma alta final de lances frenéticos e cobertura a descoberto;
- *Crash*, durante o qual os declínios do pico são recebidos inicialmente com descrença e negações que são posteriormente seguidas por preços despencando, consternação, desespero e bode expiatório;

As bolhas envolvem um crescimento não sustentável que competem em intensidade apenas com a última fase, o crash, que será tratada no tópico a seguir.

²² Kindelberger (2005)

3.2.2 *Crashes*

Os *crashes* assim como as bolhas remontam de tempos antigos e são alvos de intensa discussão quanto a definição e forma. Uma bolha não necessariamente se desdobra em um *crash*, assim como não necessariamente um *crash* é antecedido por uma bolha, apesar de não haver uma exigência, usualmente ambos estão conectados.

Em Roma 33 d.C. há o registro de um boom de empréstimos bancários. Apesar da intervenção de Júlio César na contenção dos empréstimos, descobriu-se que os senadores violavam essa regra, causando o posterior colapso do setor imobiliário. Curiosamente, a solução foi a mesma utilizada até hoje, o imperador implementou um resgate massivo (Vogel, 2018).

Primeiramente, é importante definir a diferença entre pânico e *crash*. O termo “pânico” tem sido, historicamente, aplicado a “corridas súbitas de depósitos bancários, motivadas pelo medo” (Vogel, 2017, p. 119). Um pânico não necessariamente se desdobra em um *crash*, assim como não necessariamente um *crash* é antecedido por um pânico, apesar de ser o movimento mais comum.

O *crash* é sempre representado por um declínio. A primeira maneira intuitiva de iniciar uma análise é visualmente, como o *crash* se desenvolve de forma mais rápida do que uma bolha, olhar o gráfico e comparar picos e vales e a quantidade de dias que perduraram (Vogel, 2017). Uma outra forma comum de definir um *crash* é uma queda de cerca de 20% durante alguns dias ou meses. Barro (2009) definiu em 25% ou mais. É importante que esse tipo de descrição tenha um prazo determinado, porque seu impacto na inflação pode perdurar durante meses e até anos.

Considera-se a definição de Sornette (2003, p. 14) de *crash*:

A nossa hipótese é que as quebras do mercado de ações são causadas pela lenta acumulação de correlações de longo alcance, levando a um comportamento cooperativo global do mercado que acaba por terminar num colapso num curto intervalo de tempo crítico.

O uso da palavra crítico se refere a sistemas dinâmicos complexos e significa “explosão ao infinito de uma quantidade bem-comportada”, quando se refere a sistemas dinâmicos não lineares trata-se de uma regra e não de uma exceção.

Os mecanismos que guiam essa hipótese são os seguintes, de acordo com Sornette (2003, p. 14):

um *crash* pode ser causado por imitação local auto reforçada entre *traders*. Este processo de imitação que se auto reforça leva ao florescimento de uma bolha. Se a tendência dos *traders* de “imitarem” os seus “amigos” aumentar até um certo ponto denominado ponto “crítico”, muitos *traders* poderão colocar a mesma ordem (vender) ao mesmo tempo, causando assim um *crash*.

O mecanismo pelo qual ocorre um crash pode envolver imitação, nesse caso os *traders* seguem cegamente uns aos outros até chegar a um ponto crítico. Existem protocolos de identificação para *outliers*, alguns serão apresentados no tópico a seguir.

3.3 *Outliers* e Modelos Ising

Nem todo aumento no mercado financeiro é uma bolha e nem toda queda configura um *crash*. No entanto surge o questionamento, como e quando um evento extremo é considerado anômalo?

Existem algumas formas de mensurar quando um retorno está fora do padrão do “normal” e configura um *outlier*. A primeira e mais simples delas é olhando para os desvios padrões e frequências. Um exemplo é o modelo de mercado financeiro de Bachelier-Samuelson, no qual os retornos são representados por uma distribuição gaussiana em forma de sino, e dimensionados para um desvio padrão, quando apresenta valores fora desse desvio padrão, são considerados eventos extraordinários que não deveriam ocorrer em um modelo gaussiano padrão (Sornette, 2017).

Entretanto se fossem gaussianas, seriam representadas por uma parábola invertida e a dependência linear do modelo se assemelha mais a uma lei exponencial. A questão envolvida dentro desse método é que depende da discriminação de um valor para o desvio padrão e frequência, o que dificulta a transparência e uniformidade para a análise.

Uma outra forma de mensurar é através da análise de dados referentes a períodos específicos de *drawdowns* e *drawups*. Um *drawdown* é definido como: “uma diminuição persistente no preço durante dias” (Sornette, 2017, p. 51), a vantagem dessa abordagem é que ela consegue criar um panorama geral de perdas por analisar a perda de lucro mínima e máxima.

Já os *drawups* são definidos como “séries de retornos positivos começando após uma perda e parando em uma perda.” (Sornette, 2017, p. 73). Os *drawups* também apresentam valores discrepantes, mas de forma mais discreta que os *drawdowns*, o que torna os *drawdowns*, especialmente interessantes para detectar *outliers* (Sornette, 2017).

Assim, Sornette (2017) analisando dados dos principais índices financeiros²³, moedas²⁴, ouro e as vinte principais empresas do mercado dos Estados Unidos em termos de capitalização, além de outras nove escolhidas aleatoriamente na lista das cinquenta maiores empresas, detectou diversas séries raras e grandes, apresentando um número excessivo de quedas sucessivas diárias.

Isso se conecta ao mecanismo de feedbacks positivos. Nos modelos financeiros padrão não existe a atuação de feedbacks positivos, o que implica em um aumento nos preços dos ativos ser um “processo proporcional estocástico”, por meio de retornos crescentes ou taxa de juros. O resultado é um crescimento em média exponencial a uma taxa constante. Entretanto, quando o feedback positivo entra em ação, a dinâmica é alterada, a taxa de crescimento não é mais constante, e sim apresenta um crescimento independente de outros fatores o que cria uma trajetória hiperbólica (mais acelerada que a exponencial), culminando em uma taxa de crescimento que, em algum ponto, chamado de ponto de singularidade²⁵ ou ponto crítico, provoca a quebra do modelo (Sornette; Cawels, 2014).

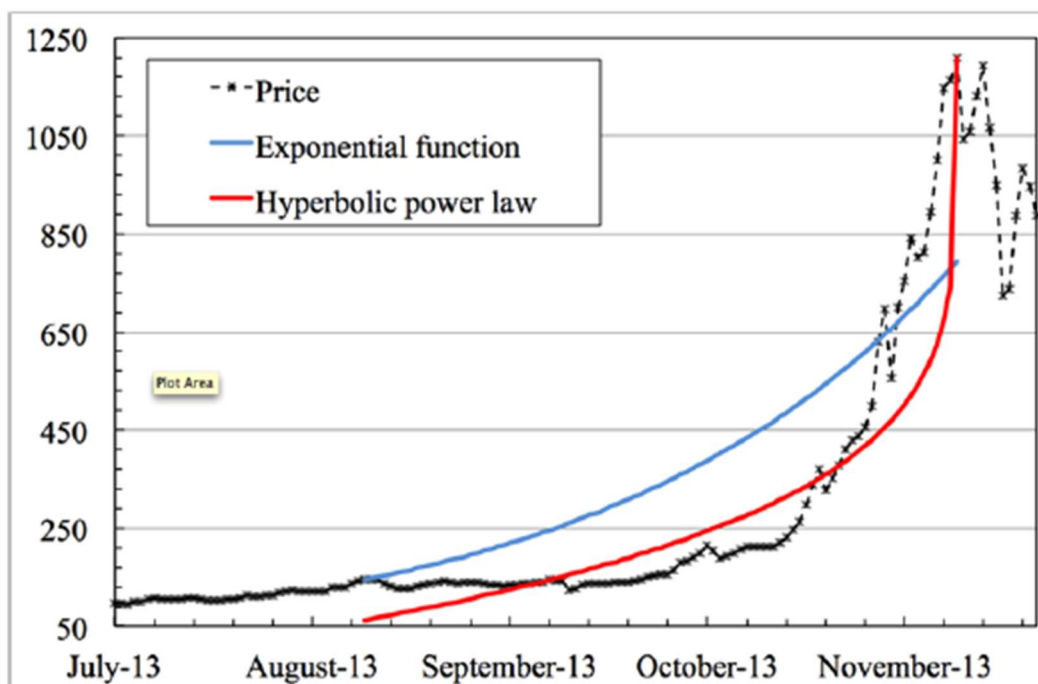
Conforme expresso abaixo no gráfico de bitcoins:

²³Os índices citados referem-se a importantes bolsas de valores ao redor do mundo: Dow Jones, Standard & Poor's e Nasdaq Composite (Estados Unidos); TSE 300 Composite (Bolsa de Valores de Toronto, Canadá); All Ordinaries (Bolsa de Valores de Sydney, Austrália); Strait Times (Bolsa de Valores de Singapura); Hang Seng (Bolsa de Valores de Hong Kong); Nikkei 225 (Bolsa de Valores do Japão); FTSE 100 (Bolsa de Valores de Londres, Reino Unido); CAC 40 (Bolsa de Valores de Paris, França); DAX (Bolsa de Valores de Frankfurt, Alemanha); e MIBTel (Bolsa de Valores de Milão, Itália)

²⁴As moedas mencionadas representam a relação cambial entre o dólar americano (U.S. dollar) e outras moedas internacionais: marco alemão (UD\$/DM), iene japonês (UD\$/Yen) e franco suíço (UD\$/CHF).

²⁵ Na matemática e na Física

Gráfico 4: Evolução dos preços de Bitcoins



Fonte: Sornette; Cawels, 2014, p. 12

Como pode ser observado na figura acima, a trajetória hiperbólica tende a uma trajetória de crescimento insustentável. Isso ocorre porque o crescimento exponencial pode apresentar um crescimento *ad infinitum*, enquanto um crescimento hiperbólico alcança um ponto de instabilidade (Sornette; Cawels, 2014).

O ponto de singularidade de tempo finito que representa essa instabilidade é uma modelagem que já seria descartada inicialmente pela economia tradicional, por não se tratar de um equilíbrio. Além disso como expresso abaixo, a associação às bolhas e *crashes* se dá de uma maneira diferente:

Na verdade, a inexistência de uma solução é o ponto chave da nossa metodologia para prever o fim de uma bolha. Em vez de fazer previsões ingênuas com base em tendências extrapoladas, a nossa abordagem intrinsecamente não linear permite-nos identificar diferentes regimes de mercado. Mais importante ainda, caracteriza o fim de fases insustentáveis, quando o risco de uma quebra ou de uma correção é maior; o fato de o modelo realmente quebrar contém as informações importantes (Sornette; Cawels, 2014, p. 14)

Esse trecho exalta a complexidade dos comportamentos dinâmicos dos mercados e como as abordagens não lineares podem dar pistas sobre o aumento da volatilidade do modelo. Em um ambiente econômico globalizado e mudanças constantes, tal metodologia é uma

alternativa para a previsão do fim de bolhas e antecipação dos riscos antes que as crises se materializem.

Diversos sistemas complexos exibem comportamentos não lineares e interações interdependentes. Um exemplo é o modelo de Ising, descrito abaixo:

O modelo de Ising, introduzido inicialmente como um modelo matemático de ferromagnetismo na mecânica estatística (Brush 1967), agora faz parte da cultura comum da física como a representação mais simples de elementos interagindo com um número finito de estados possíveis. O modelo consiste em um grande número de momentos magnéticos (ou spins) conectados por links dentro de um gráfico, rede ou grade. Na versão mais simples, os spins podem assumir apenas dois valores (± 1), que representam a direção em que apontam (para cima ou para baixo). Cada spin interage com seus vizinhos diretos, tendendo a se alinhar em uma direção comum, enquanto a temperatura tende a tornar as orientações dos spins aleatórias. Devido à luta entre a interação de alinhamento de ordenação e a temperatura desordenada, o modelo de Ising exibe uma transição de fase não trivial em sistemas em duas dimensões e acima delas (Sornette, 2014, p. 7).

Entretanto, o modelo de Ising não se limitou apenas a aplicação no ferromagnetismo, ainda na física foi aplicado à matéria mal condensada (Sornette, 2014), e se expandiu até áreas como sociologia e economia com o objetivo de representar interações sociais. Isso ocorre porque o modelo de Ising é um dos mais simples que consegue descrever uma força ordenadora que pode ter impacto por um fato desordenador conduzindo a uma quebra. No quadro abaixo segue uma lista de aplicação de modelo Ising ao mercado financeiro:

Quadro 8: A aplicação do modelo de Ising no mercado financeiro

Formato de expressão de opinião	Networks	Características	Referências
Binária	<i>Lattice</i>	Bolhas/ <i>crashes</i>	Kaizoji (2000), Johansen et al. (2000), Bornholdt (2001), Kaizoji et al. (2002), Zhou e Sornette (2007), Sornette e Zhou (2006) e Crescimanna e Di Persio (2016)

		Flutuação	Silva e Stauffer (2001), Fang e Wang (2013) e Zhang et al. (2019)
		Correlação	Wang (2009) e Takaishi (2016)
		Condições de Contorno	Fang e Wang (2012a)
		Bifurcações	Fang and Wang (2012b) Smug et al. (2018)
		Série Temporal	Takaishi (2015)
		Multi-ativos	Eckrot et al (2016) Takaishi (2017)
	Rede Unidimensional	Flutuação	Inagaki (2004)
	sem topologia específica	Bolhas/ <i>Crashes</i>	Chowdhury and Stauffer (1999), Vangheli e Ardelean (2000), Krawiecki et al. (2002), Krawiecki e Hołyst (2003) Krawiecki (2005)
		Série Temporal	Zhao et al. (2018a)
		Flutuação	Kaizoji (2006) Lima (2017)
		série de retornos financeiros	Ko et al. (2016)
		modularidade	Kim et al. (2012)
	rede do tipo pequeno mundo	Flutuação	Zhang et al. (2015) Zhang and Li (2015)
	rede livre de escala	Bolhas	Krawiecki (2009)
	árvore de Cayley	estabilidade da moeda	Bornholdt and Wagner (2002)
	3D	Flutuação	Fang et al. (2016)
Contínuo	Sem Topologia específica	Bolhas e <i>Crashes</i>	Horvath et al. (2016)

Fonte: (Zha et al, 2020)

A opinião dos agentes é um ponto relevante e nesses modelos majoritariamente aparece em termos binários, geralmente como compra e venda, ressaltando que pequenos eventos locais podem escalonar para grandes flutuações.

A topologia de rede desempenha um papel importante na modelagem da interação dos agentes. Por fim, as características revelam um padrão comum, foco em transições de fase e mudanças abruptas de comportamento, como bolhas e *crashes*. Esses estudos utilizam o modelo de Ising para prever pontos críticos no mercado, nos quais mudanças repentinas nas decisões de investidores podem levar a grandes oscilações de preços.

Na próxima seção, será explicado um dos exemplos de Ising para interações sociais.

3.4 Johansen-Ledoit-Sornette (JLS)

O modelo de Ising de imitação foi representado por Sornette (2003) pela figura da Anne, que é influenciada localmente por pessoas que têm contato direto com ela, os chamados “vizinhos”. Segundo esse modelo, Anne tem apenas dois elementos que influenciam sua opinião (1) as opiniões de k “vizinhos” em conjunto com meio de comunicação (2) um sinal idiossincrático que apenas ela receberá (ou gerará). De acordo com Sornette (2003, p. 29), o objetivo principal do modelo está na dicotomia entre ordem e desordem, como expressa no trecho a seguir:

A história principal aqui é a luta entre ordem e desordem e a questão que vamos investigar agora é: que comportamento pode resultar dessa luta? O sistema pode passar por regimes instáveis, como travamentos? As falhas são previsíveis? Mostramos que a ciência dos sistemas auto-organizados (às vezes também chamados de “sistemas complexos”) tem uma influência muito significativa nestas questões: o mercado de ações e a rede de conexões dos *traders* podem ser compreendidos em grande parte a partir da ciência dos fenômenos críticos.

Assim, cada investidor da rede de Anne poderia ser representado por um número inteiro e ao entrar em contato com ela podem influenciá-la estando no estado mais simples como $s_{Anne} + 1$ ou $s_{Anne} - 1$, que pode ser interpretado de diversas maneiras, como por exemplo “compra e venda” e “otimista e pessimista”. Anne tomará uma decisão ótima, esperando que imitar a maioria seja uma representação fiel do mercado, com base nas informações de ações $s_j(t - 1)$ tomadas no dia anterior por seus $N(Anne)$ vizinhos (Sornette, 2003).

Nesse contexto, $N_{(i)}$ é o número de agentes que estão conectados a Anne. Tais agentes compram e vendem a um preço $p(t)$ que evolui em um intervalo de tempo t . O ativo, que na versão mais simples do modelo é apenas um, é representado por $s_j = +1$, pela compra, e $s_i = -1$, negociado no momento $t - 1$ com o preço $p(t - 1)$, baseados nas informações anteriores (Sornette, 2003).

A soma de todas as ações é representada por $\sum_{i=1}^N s_i(t - 1)$, se for zero, o número de compradores é igual ao de vendedores o que implica na manutenção do mesmo preço. Se a soma for positiva, há mais ordem de vendas, assim o preço tende a aumentar para equilibrar a oferta e demanda; caso seja negativo a tendência é de venda. Outras formas de calcular o preço podem ser introduzidas ao modelo por meio da inserção de um elemento estocástico²⁶.

Por fim, o lucro (ou prejuízo) é dado após a definição do preço $p(t - 1)$ como consequência de uma estratégia $s_i(t - 1)$, sendo definido pela diferença de preço $(p(t) - p(t - 1))$ multiplicado pela estratégia $s_i(t - 1)$, feita com base no lucro esperado P_E máximo. Assim, o preço se move de acordo com o resultado da soma de todas as ações $\sum_{i=1}^N s_i(t - 1)$, culminando na melhor estratégia ser comprar se for positivo e vender se for negativo.

A probabilidade a priori do preço P_+ ou P_- , no modelo mais simples é $P_+ = P_- = \frac{1}{2}$, ou seja, com 50% de probabilidade para preço positivo e 50% para preço negativo (Sornette, 2003). Resultando na fórmula:

$$s_i(t - 1) = \text{sign} (K \sum_{j \in N_i} s_j + \epsilon_i) \quad (4)$$

$s_i(t - 1)$ estratégia

função $\text{sign}(x)$ é igual a $+1$ para argumento positivo e -1 para argumento negativo

K termo que representa a tendência ou força para imitação

ϵ_i ruído

N_i número de vizinhos com que o *trader* i interage.

Essa fórmula representa a melhor decisão de investimento ao colocar o pagamento que proporciona o lucro máximo e a previsão de variação de preço que é mais vantajosa. No qual K é o termo que representa a tendência ou força para imitação, indicando as forças de ordem e desordem do modelo (Sornette, 2003).

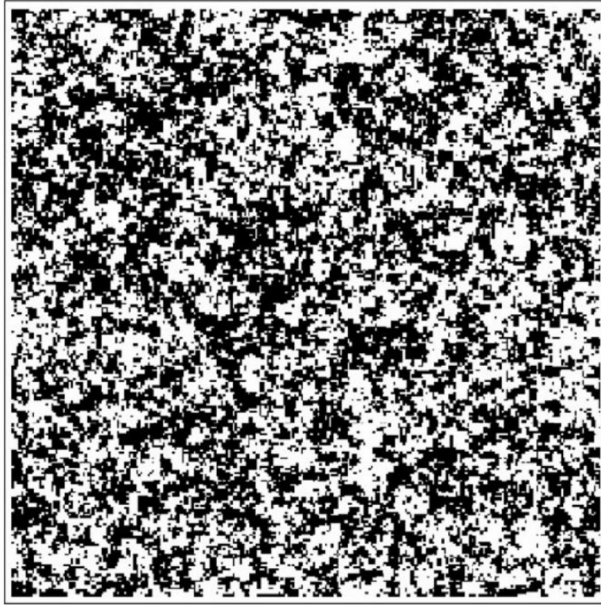
²⁶ Este termo por si só daria o habitual processo de passeio aleatório log-normal (Cootner, 1967)

A expressão (4) representa um momento de um agente do modelo, assim o K pode assumir diversos valores. As atualizações do modelo são progressivas. Assim como seria no mundo real, os agentes influenciam em etapas, formando novas configurações. A rede mais simples desse modelo é uma grade bidimensional no plano euclidiano, na qual cada agente é influenciado pelos quatro vizinhos mais próximos (Norte, Sul, Leste e ao Oeste) (Sornette, 2003).

O modelo se diferencia do bidimensional de Ising apenas pela ênfase no elemento dinâmico (Onsager, 1994). Assim, nesse modelo de Ising existe um ponto crítico K_c , quando o modelo está no estado $K < K_c$ significa um estado de desordem no qual a sensibilidade global e a influência da imitação são pequenas e atingem apenas vizinhos próximos, assim o sistema se torna menos suscetível a notícias externas. Já quando a variável da imitação k aumenta e se aproxima do ponto crítico, a ordem tende a surgir, assim o sistema se torna mais suscetível a pequenas perturbações se transformarem em perturbações globais, por meio do impacto grande que as imitações têm no sistema (Sornette, 2003).

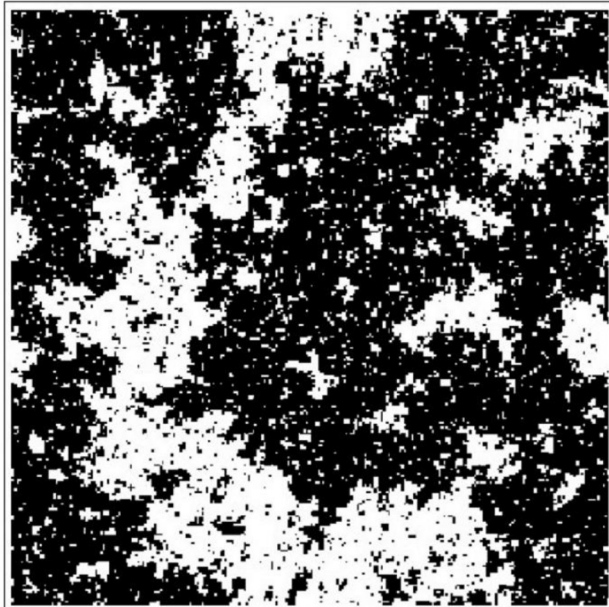
A Figura 5 é um exemplo dessa dinâmica, os quadrados brancos representam as compras e os quadrados pretos representam as vendas. Existem aproximadamente a mesma quantidade de quadrados brancos e quadrados pretos. Assim, o tamanho dos maiores *clusters* locais mensuram a correlação. Já na figura 6 apesar do mercado permanecer sem consenso (mesma quantidade aproximada de quadrados brancos e pretos), o tamanho dos clusters se confundem com o tamanho do sistema, isto significa que estamos diante de um sistema que passou pelo ponto crítico em um sistema mais frágil e suscetível a *crashes* (Sornette, 2003).

Figura 5. Representação de Compra e Venda



Fonte: Sornette (2003, p. 33)

Figura 6. Representação de Compra e Venda após alcançar o ponto crítico



Fonte: Sornette (2003, p. 34)

De acordo com Sornette (2003), quando o K , o termo de imitação, se aproxima do K_c cria-se um cenário que nas ciências naturais é chamado de fenômeno crítico. A suscetibilidade

do sistema vai ao infinito e é dada pela fórmula de lei de potência, na qual a suscetibilidade X determina se o modelo vai ao infinito:

$$X \approx A (K_c - K)^{-\gamma} \quad (5)$$

A = constante positiva

$\gamma > 0$; expoente crítico ($\frac{7}{4}$ por 2.d. nos modelos Ising)

K_c - ponto crítico

K - imitação

Uma grande suscetibilidade transforma o sistema em um ambiente instável no qual uma pequena perturbação pode causar um grande desequilíbrio. Na economia isso pode significar desequilíbrios entre oferta e demanda, e em mercados financeiros podem culminar em um *crash*.

Sornette (2003; 2017) pontua os elementos que um modelo precisa ter para ter períodos de compra e venda que podem ocasionar colapsos financeiros:

1. Agentes são influenciados por vizinhos;
2. Imitação local que se propaga a uma cooperação global;
3. Cooperação global entre *noise traders* que causam comportamento coletivo;
4. Preços são provenientes de propriedades do sistema;
5. Os parâmetros do sistema evoluem lentamente ao longo do tempo.

Diante disso, o modelo Ising de Sornette (2003), apesar de representar uma descrição simples de comportamentos coletivos, cumpre tais elementos, tendo potencial para contribuir na literatura de colapsos financeiros.

Segundo Sornette (2003), outros modelos foram desenvolvidos posteriormente com capacidade de capturar propriedades mais realistas dos agentes econômicos. Assim, na seção a seguir mostra-se uma das evoluções de modelo inspirado no de Sornette (2003).

3.4.1 Modelo de Gonçalves (2003)

O modelo de Gonçalves (2003) possui as características JLS de mercados coerentes tais como Johansen et al (2000) e Sornette (2003). No entanto, ao invés de trazer a dicotomia usual

agentes racionais x *noise traders*, neste modelo todos os agentes possuem racionalidade limitada, o que faz com que a racionalidade limitada seja tratada como elemento endógeno.

Isso resulta em uma abordagem que também difere em relação ao tratamento dado a informação. Quanto a informação, segundo Gonçalves (2003):

Isso implica que a informação que chega ao mercado, após o desconto, não deve ser enviesada para um sentido positivo ou negativo, já que estamos interpretando o preço como o valor esperado após o desconto e consideramos as informações também nesses termos. Então, assumimos que a informação é uma quantidade aleatória *driftless* com uma distribuição de probabilidade simétrica em torno de zero, tomamos o sinal de informação como sendo normalmente distribuído com média 0 e desvio padrão 1 (outra justificativa para esta simetria pode ser que para um tamanho suficientemente pequeno para um período de tempo em que a informação é mais ou menos flutuante em sua natureza).

Assim, a informação toma um caráter binário, bom (+1) e ruim (-1):

$$I(t) \sim N(0,1) \quad (6)$$

Caso contrário:

$$Q(t) = 1 \text{ se } I(t) > 0, Q(t) = -1 \text{ se } I(t) < 0 \quad (7)$$

$I(t)$ - Nova informação (abreviação de notícias)

$Q(t)$ - Significado qualitativo

De acordo com Gonçalves (2003), o modelo de informação considera quatro pressupostos principais: a racionalidade limitada dos agentes, a heterogeneidade dos indivíduos e sua maior abertura ao julgamento qualitativo de indivíduos próximos e, assim como o modelo JLS, é representado em uma rede bidimensional no ambiente NetLogo, em que cada agente está conectado aos seus quatro vizinhos mais próximos²⁷. Além disso, o recebimento das informações é condicionado por uma transmissão social de sentimentos e uma sensibilidade maior ou menor aos quatro indivíduos mais próximos.

A ideia de racionalidade limitada remete ao pensamento de Simon (1955), que destaca as limitações cognitivas dos indivíduos na absorção de informações e na tomada de decisões.

²⁷ São formados contorno periódicos.

Assim, forma-se a seguinte fórmula:

$$Si(t) = sinal(ki * NSi(t) + nsi * Q(t) + ei(t)) \quad (8)$$

ki - Propensão do trader i se contagiar com o sentimento dos amigos.

$NSi(t)$ - A soma dos sentimentos dos amigos do trader i .

nsi - A sensibilidade do trader i ao significado qualitativo da notícia.

$ei(t)$ - Um termo aleatório que dá conta da própria interpretação da notícia por cada indivíduo (chamado de termo idiossincrático (Sornette, 2003)), considerado normalmente distribuído em torno de zero e com desvio-padrão a ser controlado pelo usuário.

$Si(t)$ - Sentimento do trader i em relação à informação, se for bom (alta) o trader compra, se for ruim (baixa) o trader vende.

Nesse modelo, o logaritmo do preço é formado pela soma do preço do período anterior com a soma do sentimento dos agentes dividido pelo número de indivíduos. Os retornos em logaritmo são representados pela diferença entre o log-preço atual e anterior²⁸ dividido pelo número de agentes²⁹ (Gonçalves, 2003).

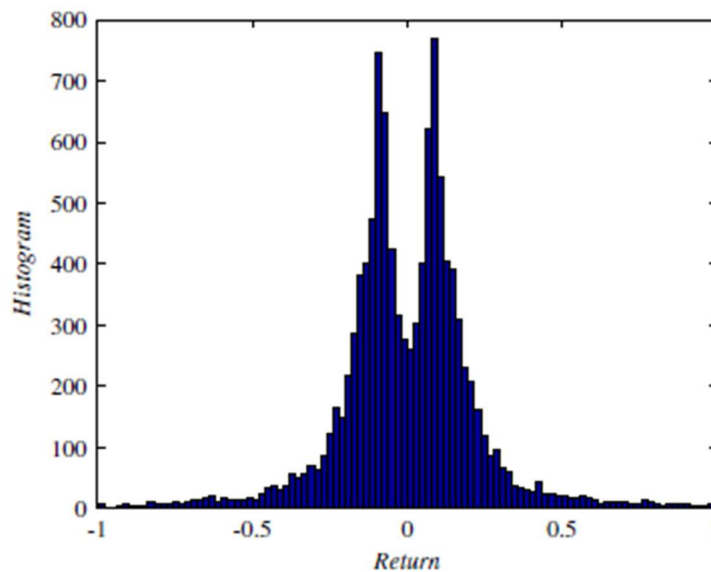
Segundo Gonçalves (2003), as conclusões são divididas em três tópicos: comportamento de manada, desvios em relação a HME e bolhas e *crashes*. Em relação ao comportamento de manada, ele ocorre com maior frequência do que deveria e, também, constitui o principal desvio em relação a HME, isso ocorre porque se a HME estivesse em vigência a volatilidade não mudaria ao longo do tempo. No modelo, a volatilidade muda de acordo com o tempo caracterizado por rápidas transições de fase observadas no comportamento de manada dos agentes. O modelo capta melhor comportamento de manada com polarização do que apenas o comportamento de manada. Por fim, as bolhas e *crashes* ocorrem quando os sentimentos dos agentes estão “organizados” por mais de um período de tempo.

Assim, o modelo gera alguns fatos estilizados do mercado financeiro: excesso de volatilidade nos retornos logaritmos, volatilidade agrupada, bolhas e *crashes*. Conforme mostrado abaixo:

²⁸ Soma dos sentimentos dos agentes divididos pelo número total de agentes

²⁹ Variável já foi chamada anteriormente *groupthink* por alguns autores como Ponzi e Aizawa (2000).

Gráfico 5: Distribuição de densidade de retornos Modelo Gonçalves (2003)



Fonte: Sornette e Zhou (2006, p. 709)

O resultado do modelo é marcado pela mudança de opiniões, a distribuição dos retornos (variações de preços) tende a apresentar dois picos, caracterizando uma distribuição bimodal, representando dois estados bem definidos no sistema (compra e venda). No entanto, Sornette e Zhou (2006) questionam essa bimodalidade, isso porque ela não representa adequadamente a dinâmica de opiniões de um mercado real. Na dinâmica de um mercado de ativos real as decisões não mudariam de maneira tão abrupta e descoordenada, assim esse comportamento pode ser resultado de uma simplificação excessiva do modelo.

Para adequar essa questão, Sornette e Zhou (2006) introduzem uma interação com o modelo, adicionando um elemento essencial: o tempo passado e sua influência dentro desse contexto, conforme vê-se na subseção a seguir.

3.4.2 Modelo Sornette e Zhou (2006)

A abordagem simplificada do modelo de Ising proporcionou sua replicação por vários autores na literatura para configurar interações sociais. Sornette e Zhou (2006) retomaram o modelo Sornette (2003; 2017) com o intuito de dialogar especialmente com o modelo de Gonçalves (2003), promovendo ajustes à estrutura original.

O modelo segue a estrutura original com uma rede bidimensional com influência com quatro agentes mais próximos (Norte, Sul, Leste e Oeste). Assim, a decisão de comprar ($s_i(t) = +1$) ou vender ($s_i(t) = -1$) é dado pela fórmula³⁰:

$$s_i(t) = \text{sign} \left[\sum_{j \in \mathcal{N}} K_{ij}(t) E[s_j](t) + \sigma_i G(t) + \varepsilon_{i(t)} \right] \quad (9)$$

O modelo tem três termos:

$\sum_{j \in \mathcal{N}} K_{ij}(t) E[s_j](t)$ Termo de imitação; $E[s_j](t)$ é a expectativa formada pelo agente i sobre qual será a decisão do agente j no mesmo instante t; K_{ij} propensão relativa do trader i em ser contaminada pelo sentimento de seu vizinho j (coeficiente de influência de j sobre i)

$\sigma_i G(t)$ Impacto de notícias externas; $G(t)$ impacto das notícias externas ($I(t)$) - define o sinal da notícia seguindo o padrão de distribuição normal de Gonçalves (2003) $G(t) = 1$ se $I > 0$ e $G(t) = -1$ se $I \leq 0$; σ_i sensibilidade relativa do sentimento do agente às notícias, parâmetro uniformemente distribuído $[0, \sigma_{max}]$.

$\varepsilon_{i(t)}$ Julgamento idiossincrático associado a informações privadas; incorpora o conteúdo idiossincrático da decisão do agente i responsável pela interpretação de suas próprias informações privadas, é dependente do tempo e assumido como normalmente distribuído em torno de zero com um desvio padrão dependente do agente igual à soma de uma constante comum CV e de uma variável aleatória uniforme no intervalo $[0; 0,1]$ novamente para capturar a heterogeneidade de agentes.

Diante disso, de acordo com Sornette e Zhou (2006, p. 705), o preço é atualizado de acordo com a fórmula abaixo:

$$p(t) = p(t-1) \exp[r(t)] \quad (10)$$

$p(t)$ preço

$r(t)$ retorno

$p(t)$ e $[r(t)]$ são conhecidos ao final do intervalo de intervalo $(t-1)$ para (t)

E o retorno:

³⁰ Seguindo a mesma proposta de Gonçalves (2003).

$$r(t) = \frac{\sum_{i \in \mathcal{N}} s_i(t)}{\lambda N} \quad (11)$$

N número de *traders*

$\mathcal{N}$ débito no mercado, representado por uma constante

λ constante que representa liquidez do mercado

Assim, as decisões $s_i(t)$ são tomadas no instante anterior a $(t - 1)$ e convertidas em preço no instante (t) . Diante disso, atualizando o coeficiente de influência do agente j sobre o agente i , $K_{ij}(t)$:

$$K_{ij}(t) = b_{ij} + \alpha_i K_{ij}(t - 1) + \beta r(t - 1)G(t - 1) \quad (12)$$

b_{ij} Influência da imitação basal do agente j no agente i .

$\alpha_i > 0$ parâmetro de persistência: quantifica a perda progressiva de memória das influências passadas sobre o presente.³¹

β Parâmetro de reforço ou retroalimentação: quantifica como o agente i atualiza sua propensão à imitação com base no papel da notícia exógena $G(t)$, na determinação do sinal e da amplitude do retorno observado no período de tempo anterior. Esse depende da atualização das notícias $G(t - 1)$. Por fim, $K_{ij}(t)$ dá a regra de atualização que quantifica a propensão a imitar³².

O coeficiente β tem um papel essencial, $\beta < 0$ significa que os agentes são menos influenciados por outros agentes, o que aproxima ao comportamento do agente racional. Com exceção da estratégia de decisão $s_i(t) = \text{sign}[G(t)]$ (na equação (2)). Segundo Sornette e Zhou (2006, p. 707): “O agente neste caso diminuiria sua propensão K a imitar, e continuaria a fazê-lo enquanto as notícias estivessem na maioria das vezes de acordo com os movimentos do mercado de ações.”. Assim, esse caso poderia ser considerado com racionalidade limitada.

Já o $\beta > 0$ é o caso considerado “irracional”, quanto mais as notícias servem como previsão para o direcionamento que o mercado está seguindo, mais “irracional” o mercado se torna. Esse direcionamento pode resultar de diversos mecanismos, dois são ressaltados por Sornette e Zhou (2006), otimismo que é reforçado mutuamente pelos agentes e excesso de confiança.

³¹ Pode ser diferente de um agente para outro.

³² Uma pequena amplitude do retorno tem baixas consequências psicológicas e financeiras e não deve contar tanto quanto uma grande amplitude de retorno.

Sornette e Zhou (2006, p. 708) resumem os pontos principais do modelo abaixo:

Em resumo, o modelo contém os seguintes ingredientes gerais: (i) os agentes tomam decisões com base na combinação de três ingredientes: imitação, notícia e informação privada; são limitadamente racionais; (ii) os *traders* são heterogêneos (K_{ij} e s_i); (iii) A propensão a imitar e manada está evoluindo de forma adaptativa como uma interpretação que os agentes fazem dos sucessos passados das notícias para prever a direção do mercado.

O ingrediente (iii) é a principal diferença entre o modelo de Sornette e Zhou (2006) e o modelo de Gonçalves (2003). De acordo com Sornette e Zhou, a questão é que o modelo de Gonçalves ao não considerar as escolhas passadas, representada pelo parâmetro α_i , gera uma distribuição de retornos bimodal. Isso implica em um modelo que apesar de reproduzir alguns fatos estilizados, não é uma representação condizente com o comportamento real dos agentes, conforme ressaltado por Sornette e Zhou (2006, p. 709 e 710):

Nesse caso, os agentes formam uma multidão com opinião majoritária que pode oscilar com o tempo entre +1 e -1 devido ao processo de feedback da notícia e à dinâmica de retorno no coeficiente de acoplamento. Por outras palavras, os dois solavancos da distribuição dos retornos são assinaturas diretas da existência dos dois estados espontâneos ordenados do modelo de Ising quando o coeficiente de acoplamento está acima do seu valor crítico. A dinâmica das decisões é, portanto, caracterizada por mudanças mais ou menos aleatórias de multidões de agentes entre as duas opiniões. Os fatos estilizados resultantes não podem, portanto, ser tomados como assinaturas genuínas de uma dinâmica realista das opiniões dos agentes.

Esse irrealismo, que se desdobra em uma distribuição bimodal, tem origem no fato do coeficiente de imitação $K_{ij}(t)$ não ser atualizado, porque não é considerada a memória de valores passados, o que resulta em um comportamento flutuando aproximadamente como um ruído branco com a amplitude controlada pela amplitude dos retornos, dando origem a mudança de opinião abrupta por parte da maioria dos agentes (Sornette e Zhou, 2006).

A justificativa é que no mundo real, as pessoas conectadas não respondem imediatamente a notícias externas e, sim, demoram algum tempo para essa mudança (Sornette e Zhou, 2006).

Diante disso, na simulação do modelo considerado racional, no qual $\beta < 0$, a tendência a imitar os outros agentes é reduzida, assim as notícias externas guiam as decisões e podem prever corretamente o retorno do mercado³³.

Já quando o $\beta > 0$, incluindo uma tendência a imitar mais proeminente, é possível identificar alguns fatos estilizados do mercado financeiro. Em relação ao retorno r_t , quando o CV é grande, mostra uma distribuição gaussiana, porque os retornos são dominados por um ruído idiossincrático modelando informações privadas que, são escolhidas como gaussianas. Esse cenário apaga o efeito das notícias e da imitação, por isso não é um cenário tão proveitoso para a simulação (Sornette e Zhou, 2006).

Quando CV é menor significa que as informações privadas dos agentes são mais semelhantes, o que aumenta a propensão à imitação, podendo intensificar o comportamento de manada. Esse alinhamento nas decisões dos agentes pode levar a uma maior chance de formação de bolhas, uma vez que os agentes estão mais propensos a seguir as tendências do grupo (Sornette e Zhou, 2006).

Assim, os parâmetros que reproduzem fatos estilizados são os seguintes:

$(b_{max}, \sigma_{max}, CV)$
 (0.3, 0.03, 0.1)
 (0.4; 0.04, 0.1)
 (0.4, 0.05, 0.1)
 (0.5, 0.06, 0.1)
 (0.1, 0.01, 0.3)
 (0.1, 0.02, 0.3)
 (0.2, 0.02, 0.3)
 (0.2, 0.03, 0.3)
 (0.3, 0.04, 0.3)
 (0.5, 0.05, 0.3)
 (0.5, 0.07, 0.3)
 (0.3, 0.03, 0.5)
 (0.5, 0.05, 0.5)

³³ Se a imitação inicial dos agentes estiver acima de um certo limiar crítico, a dinâmica do sistema é fortemente influenciada pelas notícias. Isso faz com que a opinião coletiva dos agentes siga as notícias, o que diminui a importância da imitação e a faz flutuar ao redor de um valor assintótico.

Nesses exemplos o retorno r_t é exponencial estendida ou perto de uma lei de potência para pequeno τ , exponencial para intermediário τ , e gaussiano para grande τ , como nos dados reais de finanças (Sornette e Zhou, 2006).

Assim, esse modelo gera os seguintes fatos estilizados básicos: um formato monomodal com caudas grossas, correlações de retornos de curto prazo e longa memória da volatilidade. Além disso, a criação de volatilidade anômala e de multifractalidade resulta da tendência dos agentes em interpretar incorretamente as informações combinadas das notícias e do mercado de ações, impulsionados pela influência de outros agentes e pelo comportamento de imitação.

3.5 Justificativa e Descrição do Modelo

O contexto atual do mercado financeiro apresenta uma rápida disseminação de informações com as mídias digitais reforçando essa agilidade. Dentro desse cenário os agentes podem buscar informações em múltiplas fontes. No modelo original, o agente é influenciado por apenas quatro vizinhos, por meio de uma rede bidimensional (Norte, Sul, Leste e Oeste), o que representa uma influência local e limitada.

Cont & Bouchaud (2000) sugerem que o grau de imitação dos agentes e a espessura das redes apresentam uma correlação, assim um aumento na propensão a imitação poderia amplificar a oscilação dos preços conduzindo a flutuações maiores. Lux e Marchesi (1999) também indicam que o aumento de *Noise Traders*, que seguem tendências de preço e podem exibir comportamento de manada, aumenta a volatilidade do mercado. Consequentemente, o aumento da conectividade é um fator que pode influenciar fortemente esses fenômenos.

Expandir o número de vizinhos poderia fornecer uma aproximação mais realista de redes de agentes que influenciam o processo decisório no mercado de ações. Tetlock (2007) aponta que o pessimismo da mídia pode afetar o mercado temporariamente; Hendershott et al (2011) destaca o crescimento da utilização de algoritmos para a compra e venda de ações; Barber (2001) apresenta a influência da recomendação dos analistas financeiros nos lucros financeiros; Meng et al (2020) reforça a importância das mídias sociais como fator de influência no reconhecimento de investidores e nos retornos de ações. Assim, os agentes são frequentemente influenciados por uma rede mais ampla além de sua vizinhança imediata. Essa extensão poderia destacar novas dinâmicas na forma como opiniões e sentimentos de mercado se propagam.

Por isso, a versão do modelo Sornette e Zhou (2006) foi rodado em uma simulação computacional, pelo software Netlogo, com 2400 agentes em 10000 unidades de tempo. Com uma rede espacial 2D regular (Grade) com 4 vizinhos locais igual ao modelo de Sornette e Zhou (2006). Além de ser influenciado por apenas quatro agentes como na simulação original, são inseridos mais quatro cenários nos quais o agente é influenciado, respectivamente por oito vizinhos, dezesseis vizinhos, cinquenta vizinhos e cem vizinhos.

A simulação segue uma estrutura temporal em que os agentes interagem em uma rede fixa³⁴ e atualizam suas decisões a cada período com base em três componentes principais: a influência dos vizinhos, o impacto das notícias e sua interpretação individual. Abaixo, descreve-se o passo a passo da simulação:

1. Definição dos parâmetros iniciais

a) Parâmetros do mercado

- Preço inicial do ativo ($p(0)$): Valor de partida do preço de mercado. Serve como referência para a atualização futura com base nos retornos simulados.
- Liquidez de mercado (λ): Constante que modula a sensibilidade do preço em relação ao excesso de demanda. Quanto menor λ , maior a variação do preço para um mesmo retorno agregado.
- Número total de agentes (N): Define o tamanho da população de investidores simulados. O número total de agentes influencia diretamente o cálculo do retorno agregado.

b) Parâmetros das notícias

- Sinal inicial das notícias ($I(0)$): Gera-se um valor aleatório com distribuição normal padrão ($\mathcal{N}(0,1)$), e seu sinal define a notícia externa ($G(0) \in \{+1, -1\}$).
- Notícia externa ($G(t)$): Responsável por capturar o impacto qualitativo das notícias sobre os agentes.

c) Parâmetros individuais dos agentes

Cada agente recebe os seguintes atributos:

- Decisão inicial ($s_i(0)$): Definida aleatoriamente como -1 (venda) ou +1 (compra), representando a primeira escolha do agente.

³⁴ A rede é estática ao longo do tempo, preservando as conexões entre os mesmos pares de agentes durante toda a simulação.

- Sensibilidade às notícias (σ_i): Valor contínuo aleatório extraído de uma distribuição uniforme no intervalo $[0,0,03]$, refletindo o quanto o agente reage ao campo externo.
- Julgamento idiossincrático $\varepsilon_i(t)$: Termo estocástico com distribuição normal centrada em zero e desvio padrão $CV + U(0,0,1)$, onde CV é uma constante comum a todos os agentes, e U representa uma variação uniforme individual.
- Influência de imitação basal (b_{ij}): Valor inicial da influência que o agente j exerce sobre o agente i , sorteado aleatoriamente no intervalo $[0,0,3]$.
- Propensão inicial à imitação ($K_{ij}(0)$): Valor entre 0 e 1 que define o peso da influência social percebida por i vinda de j .

e) Parâmetros da dinâmica adaptativa

- Parâmetro de persistência (α): Representa o grau de memória que os agentes têm sobre suas propensões anteriores à imitação.
- Parâmetro de reforço ou retroalimentação (β): Controla o quanto a coincidência entre retorno e sinal da notícia reforça (ou enfraquece) o comportamento imitativo.

2. Execução da simulação

Ações realizadas a cada passo de tempo $t = 1$ até T :

a) Atualização das decisões ($s_i(t)$)

Cada agente atualiza sua decisão com base em três componentes principais:

- Influência social: combina as ações passadas dos vizinhos $s_j(t-1)$ ponderadas pela propensão à imitação $K_{ij}(t)$;
- Notícia externa: incorpora o sinal da notícia $G(t)$, ponderado pela sensibilidade individual σ_i ;
- Interpretação individual: inclui um ruído idiossincrático $\varepsilon_i(t)$, sorteado a cada período.

A decisão resultante $s_i(t) \in \{+1, -1\}$ indica se o agente irá vender ou comprar no período.

b) Cálculo do retorno agregado $r(t)$

O retorno do mercado é calculado como a média ponderada das decisões dos agentes, ajustada pela liquidez λ . Esse valor mede o desequilíbrio entre ordens de compra e venda.

c) Atualização do preço de mercado $p(t)$

O preço do ativo é atualizado de forma exponencial, com base no retorno agregado calculado. Essa regra garante que mudanças de opinião dos agentes impactem diretamente o valor do ativo.

d) Geração do novo sinal da notícia $G(t + 1)$

A cada período, é sorteado um novo valor $I(t) \sim (\mathcal{N}(0,1))$. Seu sinal determina se o campo externo será positivo ou negativo, influenciando as decisões futuras dos agentes.

e) Atualização da propensão à imitação $K_{ij}(t)$

A força de influência social entre os agentes é ajustada com base:

- Na memória da propensão passada $\alpha_i K_{ij}(t - 1)$
- Na influência basal b_{ij}
- e na retroalimentação entre retorno passado e sinal da notícia anterior $\beta r(t - 1)G(t - 1)$

Esse mecanismo permite que a força de imitação aumente ou diminua conforme o ambiente informacional.

f) Armazenamento dos dados do período

São salvos os valores de:

- $p(t), \ln(p(t))$
- $r(t), \ln(p(t)/p(t - 1))$
- decisões dos agentes, e outras variáveis auxiliares

3. Encerramento da simulação e análise dos dados

Após a execução de todos os períodos definidos (T), a simulação é encerrada, e os dados gerados ao longo do tempo são organizados para análise. Essa fase envolve as seguintes etapas:

a) Consolidação das variáveis observadas

Todos os dados registrados a cada período são reunidos em arquivos de saída, contendo:

- $\ln(p(t))$
- $r(t)$
- $\ln(p(t)/p(t - 1))$

3.5.1 Resultados da simulação com aumento do número de vizinhos

Os resultados apresentados têm como objetivo avaliar a capacidade do modelo em reproduzir os fatos estilizados típicos dos mercados financeiros, conforme discutido por Sornette e Zhou (2006). Entre os principais aspectos investigados estão a ausência de autocorrelações lineares nos retornos (exceto em horizontes muito curtos), a presença de caudas pesadas nas distribuições e o agrupamento de volatilidade em regimes persistentes.

Adicionalmente, buscou-se identificar indicadores associados à formação de bolhas, refletindo a dinâmica crítica endógena proposta pelo modelo. Para tanto, foram realizados testes considerando diferentes níveis de vizinhança entre agentes: o parâmetro original com quatro vizinhos (4 VIZ), bem como simulações expandidas com oito (8 VIZ), dezesseis (16 VIZ), cinquenta (50 VIZ) e cem vizinhos (100 VIZ).

Estatísticas Descritivas

Abaixo seguem as estatísticas descritivas do modelo:

Tabela 1: Estatísticas Descritivas

	ln(pt)			retorno=ln(pt/p(t-1))		
	Média	Moda	Variância	Média	Moda	Variância
4 VIZ	2,4591	2,1099	0,0238	0,0611	-9,999	16,1968
8 VIZ	2,2184	2,011	0,006	-0,032	-9,999	16,1961
16 VIZ	2,4284	2,1966	0,0104	0,0089	-9,995	16,67
50 VIZ	2,0972	1,8492	0,0223	-0,038	3,2278	15,7839
100 VIZ	2,3107	1,907	0,019	0,0057	9,3711	17,399

Fonte: elaboração própria a partir de dados calculados por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

Em relação a $\ln(pt)$ a média varia de 2.09 a 2.46. A maior média foi observada com 4 VIZ (2.46), sugerindo um maior crescimento acumulado de preços neste cenário. Com 50 VIZ, a média foi a mais baixa (2.10), sugerindo que, com maior interação, o sistema pode tender a movimentos mais contidos ou revertidos. A moda apresenta valores mais frequentes que variam de 1.85 a 2.20, indicando que a distribuição dos preços logarítmicos não é simétrica. As variâncias de 4 VIZ e 50 VIZ são mais altas, sugerindo maior dispersão e volatilidade nos preços registrados.

Quanto ao $\text{retorno} = \ln(pt/p(t-1))$, as médias variam em torno de zero, o que é comum em séries de retornos financeiros, refletindo o equilíbrio entre períodos de ganhos e perdas. Nos cenários 4 VIZ a 16 VIZ, a moda é um valor negativo extremo, indicando que a presença de retornos muito baixos ocorre com frequência. No 50 VIZ, a moda é positiva e relativamente alta, enquanto no 100 VIZ, é um valor positivo alto, sugerindo picos frequentes de retorno positivo.

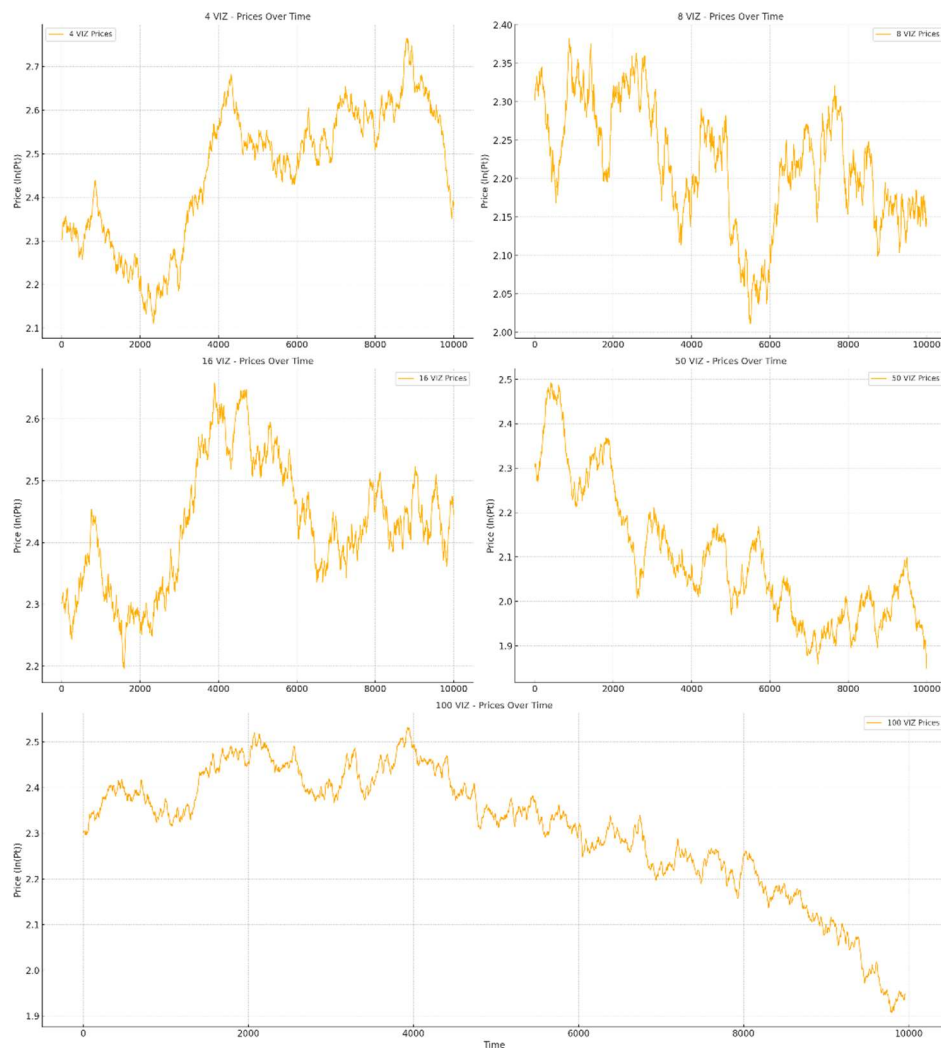
A variância dos retornos é semelhante entre as simulações, variando de 15.78 a 17.40, com o 100 VIZ apresentando a maior variância, indicando maior dispersão dos retornos e uma volatilidade potencialmente mais alta. Isso é consistente com os efeitos esperados de alta conectividade: maior potencial de volatilidade devido à propagação rápida de comportamento imitativo.

Os dados sugerem que o cenário de 4 e 8 vizinhos tende a gerar maior média e dispersão de preços e retornos, representando sistemas mais descoordenados, mas com potencial para movimentos de preço mais expressivos. Já o cenário de 50 e 100 vizinhos promove maior coerência entre agentes, resultando em maior variância dos retornos (volatilidade), mas média mais próxima de zero, o que reflete estabilidade de longo prazo, mas vulnerabilidade a picos de volatilidade causados por surtos imitativos. O caso de 16 vizinhos parece representar um equilíbrio intermediário, tanto em termos de média quanto de variância.

Evolução dos Preços

A partir de uma análise visual e qualitativa, utilizando os preços obtidos por $p(t) = e^{\ln(p(t))}$, os gráficos demonstram uma transição de dinâmicas voláteis para regimes altamente coordenados e estáveis.

Gráfico 6: Trajetória dos Preços



Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

4 VIZ mostra uma trajetória de preços com tendência de crescimento ao longo do tempo, ainda que com oscilações. Isso sugere que com pouca interação social, os agentes atuam de forma mais autônoma, resultando em trajetórias mais livres e sujeitas a variações locais. A coordenação limitada permite que tendências individuais se acumulem, promovendo um crescimento mais expressivo. Em 8 VIZ observa-se um aumento na instabilidade de preços. As oscilações tornam-se mais frequentes e abruptas, ainda que haja um leve crescimento geral.

Já 16 VIZ apresenta um cenário de maior persistência de tendências, com flutuações menos caóticas que no caso de 8 VIZ. Isso sugere que esse nível de interação promove organização e coordenação suficientes para sustentar movimentos de preço consistentes, sem os extremos de volatilidade ou rigidez.

Em 50 VIZ a trajetória dos preços torna-se visivelmente mais contida. Os preços oscilam em torno de uma faixa estreita, sem tendência clara de crescimento ou queda. Isso indica que a elevada conectividade promove consenso e difusão rápida de informações, o que inibe desvios significativos e reduz a amplitude das flutuações.

Por fim, 100 VIZ o comportamento é ainda mais estável que o anterior. Os preços permanecem praticamente constantes com pequenas oscilações ao redor de um valor médio. Este padrão reflete uma possível saturação do feedback coletivo: a influência mútua é tão intensa que qualquer tentativa de movimento autônomo é rapidamente neutralizada pela ação coletiva.

Distribuições dos Retornos Logarítmicos

Calcula-se o valor da estatística de Fisher para avaliar a propriedade de seguir uma distribuição normal (ou gaussiana) e a assimetria (skewness). No contexto do mercado financeiro, normalidade implica que a maioria dos retornos estará próxima da média, com baixíssima frequência de retornos extremos (eventos extremos: *crashes* e bolhas). Porém, na prática, os retornos financeiros costumam exibir: curtose excessiva (leptocurtose), ou seja, caudas mais pesadas que o normal o que resulta em retornos extremos mais frequentes do que a normalidade preveria; e assimetria (skewness), ou seja, a curva pode estar "puxada" para um lado.

Primeiramente, a curtose será medida pela fórmula de Fisher:

$$Curtose = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^4 - 3 \quad (13)$$

x_i = cada valor individual da amostra

μ = média dos dados

σ = desvio padrão da amostra

n = número total de observações

-3 = Subtrai a curtose da distribuição normal (que é 3)

E a assimetria, por:

$$Assimetria (Skewness) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^3 \quad (14)$$

x_i = cada valor individual da amostra

μ = média dos dados

σ = desvio padrão da amostra

n = número total de observações

Os resultados estão na tabela a seguir:

Tabela 2: Assimetria e Curtose (Retornos)

	Assimetria (Skewness)	Curtose
4 VIZ	0,025	0,68
8 VIZ	0,026	0,66
16 VIZ	-0,02	0,55
50 VIZ	-0,05	0,75
100 VIZ	0,004	0,399

Fonte: elaboração própria a partir de dados calculados por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

Primeiramente, de acordo com as curtoses³⁵, todos as simulações possuem valores indicando distribuições leptocúrticas, ou seja, com caudas mais pesadas do que a distribuição normal, corroborando com o fato estilizado. As assimetrias foram próximas de zero, mas com sinais variados, 4 VIZ e 8 VIZ apresentam assimetria ligeiramente positiva sugerindo que retornos positivos ligeiramente extremos ocorrem com mais frequência. O 16 VIZ e 50 VIZ, por outro lado, mostraram leve assimetria negativa, indicando um viés para perdas maiores. O 100 VIZ foi o mais simétrico, com skewness praticamente nulo.

Os resultados são consistentes com os comportamentos esperados em mercados com interação social: retornos com caudas pesadas e leve assimetria, refletindo episódios de volatilidade intensa e movimentos coletivos.

Autocorrelação dos Retornos e da Volatilidade

ACF (Autocorrelation Function) é a Função de Autocorrelação, uma ferramenta estatística que mede o grau de dependência entre valores de uma série temporal separados por diferentes defasagens (*lags*). A fórmula para o *lag* k é:

³⁵ As curtoses estão calculadas descontando 3, assim tendo como parâmetro a base 0, sendo maior que 0 indicativa de caudas longas e menor que zero não indicando a presença de caudas pesadas.

$$\rho_k = \Sigma(x_t - \mu)(x_{t+k} - \mu) / \Sigma(x_t - \mu)^2 \quad (15)$$

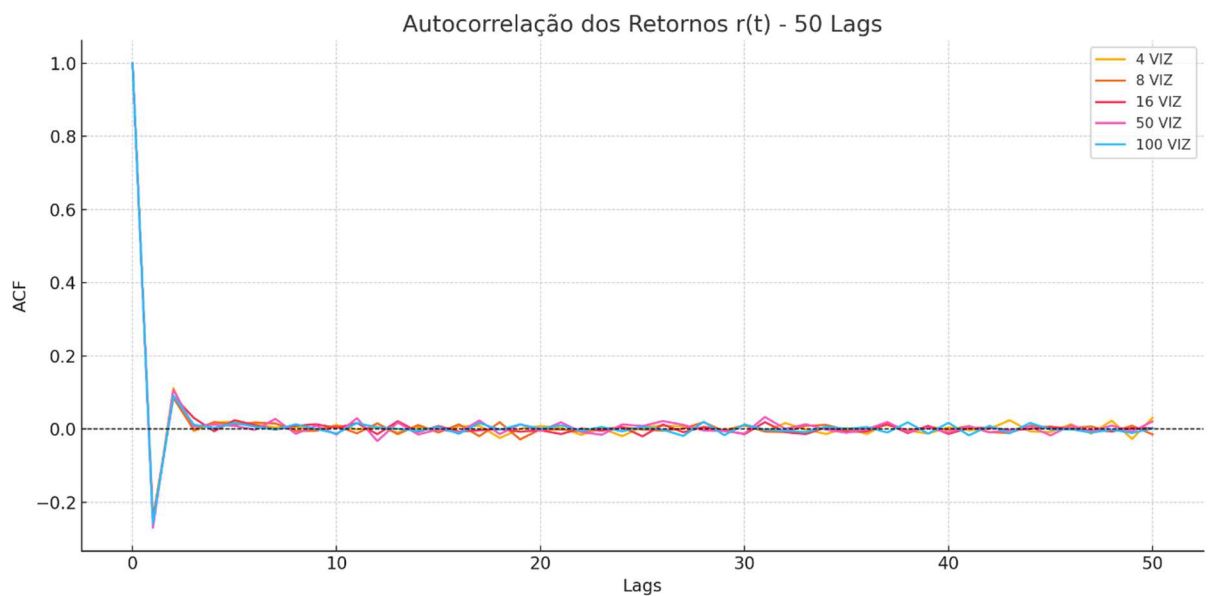
x_t valor da série no tempo t

μ média da série

ρ_k autocorrelação no lag k

A AFC mostra quão semelhante a série é consigo mesma em períodos deslocados, o que ajuda a detectar padrões repetitivos ou dependências temporais. A série contém 10.000 observações, o que permite o uso de 50 *lags* sem comprometer a robustez estatística.

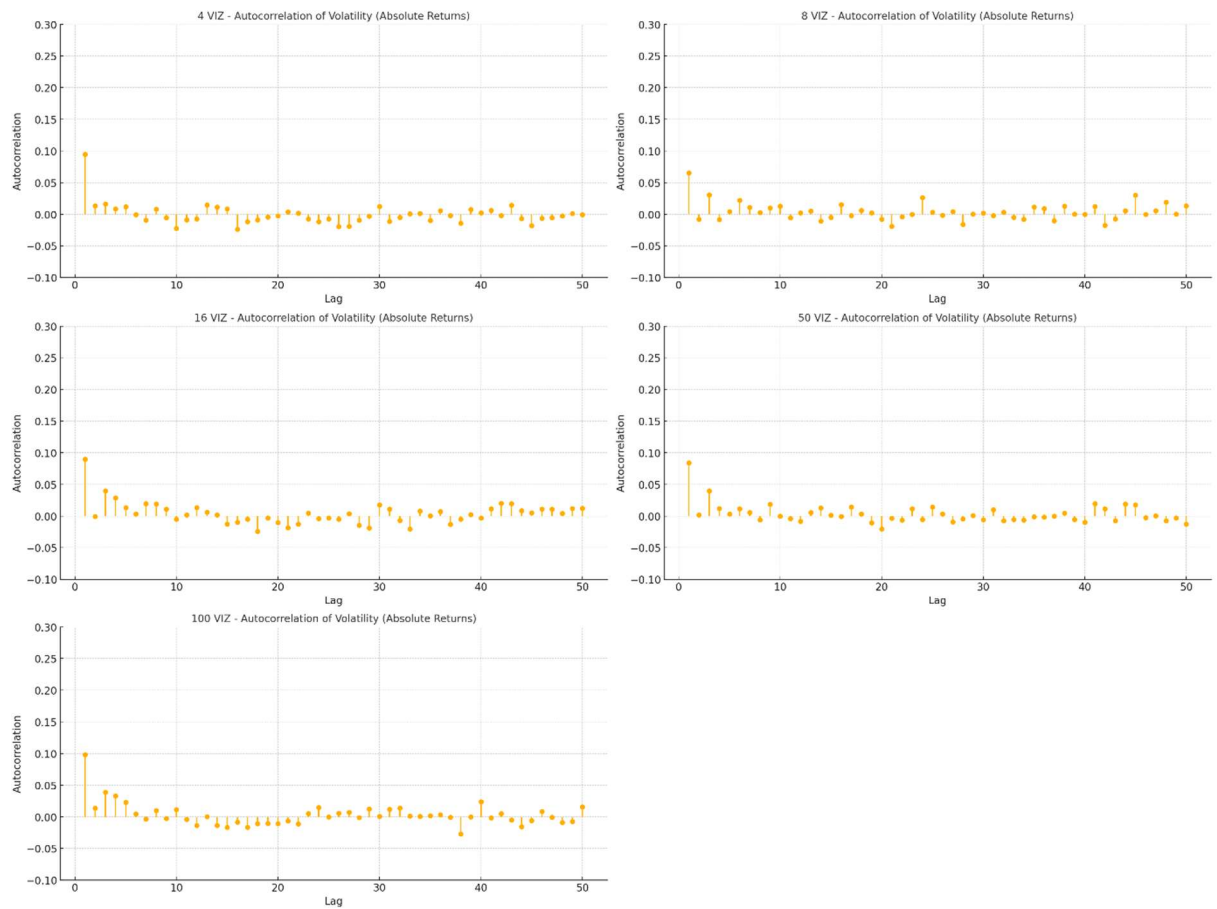
Gráfico 7: Autocorrelação dos Retornos



Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

Embora todos os cenários compartilhem uma tendência geral de redução da autocorrelação do retorno logarítmico com o aumento do *lag*. Observa-se no gráfico com 50 *lags*, a autocorrelação é pronunciada apenas nos primeiros *lags*. Em todos os cenários (4 a 100 VIZ), a ACF dos retornos rapidamente oscila ao redor de zero e se mantém dentro dos limites de confiança. Isso indica a ausência de autocorrelação significativa, fato estilizado bem estabelecido nos mercados financeiros reais, resultando em preços refletindo rapidamente as informações que eliminam autocorrelações simples.

Gráfico 8: Autocorreção de Volatilidades



Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

Já a volatilidade dos retornos apresenta autocorrelação persistente. Esse comportamento indica que, mesmo que os retornos em si não sejam previsíveis, a intensidade das variações (volatilidade) tende a se manter por períodos seguidos. Maior persistência foi observada no caso com 100 VIZ, sugerindo que quanto maior a interação entre agentes, mais forte é a propagação da volatilidade no tempo. Menor persistência foi verificada no 4 e 8 VIZ, indicando que em sistemas com baixa conectividade social, os choques de volatilidade se dissipam mais rapidamente. Essas diferenças sugerem que a estrutura de vizinhança influencia diretamente o grau de memória da volatilidade, refletindo o impacto da coordenação social sobre a dinâmica de risco do sistema.

Agrupamento de Volatilidade (*Volatility Clustering*)

Para identificar a presença de agrupamento de volatilidade (*volatility clustering*), calculou-se o desvio padrão dos retornos logarítmicos em janelas móveis de 50 *lags*, utilizando a fórmula da variância local:

$$\sigma_t^2 = \frac{1}{w} \sum_{i=t-w+1}^t (r_i - \bar{r}_t)^2 \quad (16)$$

w tamanho da janela (50 *lags*, nesse caso)

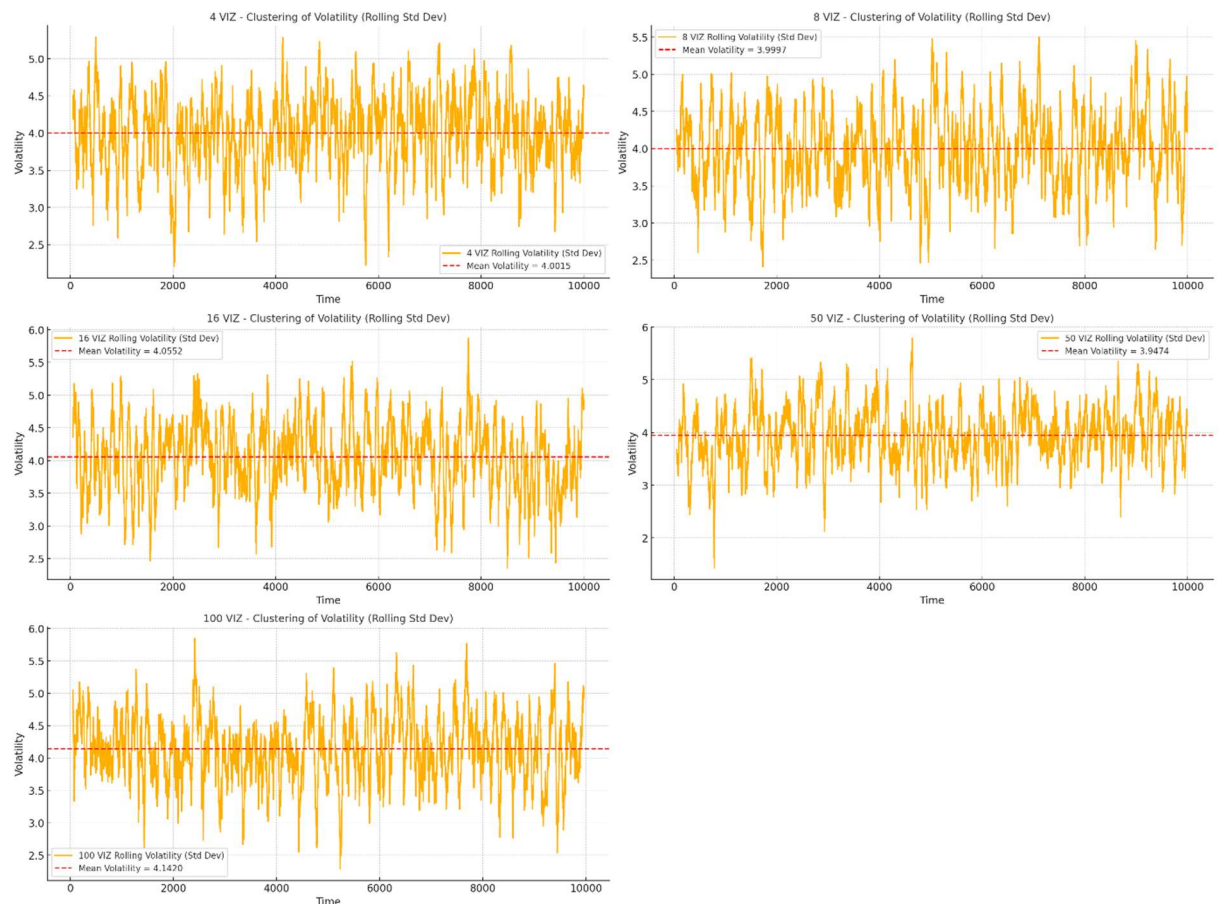
r_i retorno logarítmico no tempo i

$\bar{r}_t$ média dos retornos na janela de tamanho w

E depois tira-se a raiz quadrada para obter o desvio padrão local σ_t .

Essa abordagem permite capturar a dinâmica temporal da volatilidade ao longo da série simulada, evidenciando flutuações persistentes em sua magnitude.

Gráfico 9: Comparação de *Clustering* de Volatilidade



Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

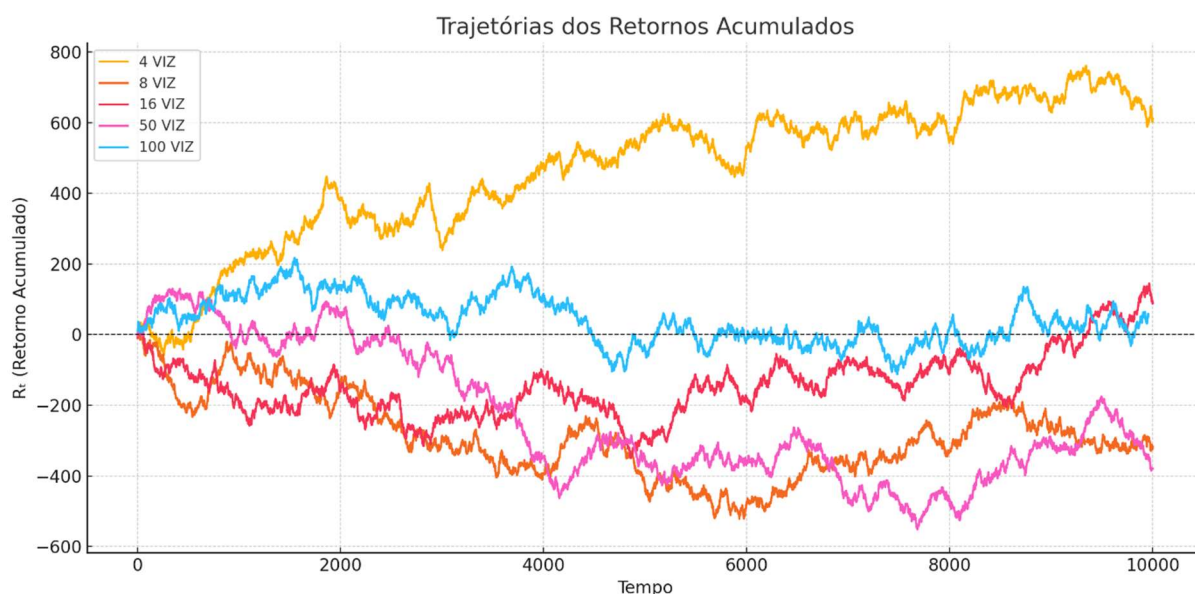
A análise do desvio padrão em janelas móveis de 50 períodos revelou diferenças no comportamento da volatilidade entre os diferentes níveis de vizinhança. Em todos os cenários, observou-se o fenômeno de *clustering* de volatilidade, caracterizado por períodos persistentes de alta variabilidade nos retornos. A média global também é semelhante em todos os cenários. No entanto, a intensidade e a frequência desses agrupamentos variaram conforme o grau de conectividade social entre os agentes

No entanto, a intensidade e a frequência desses agrupamentos variaram conforme o grau de conectividade social entre os agentes. 4 VIZ possui pouca formação de *clusters*, com baixa amplitude e alta estabilidade. Em 8 VIZ *clusters* começam a emergir, mas ainda de forma controlada e espaçada. 16 VIZ apresenta *clusters* frequentes e amplos, sinalizando um aumento significativo na sensibilidade a choques. 50 VIZ mostra *clusters* intensos e frequentes, com períodos de instabilidade prolongados. Já em 100 VIZ formam-se *clusters* extremamente intensos e frequentes, representando o comportamento mais instável entre os modelos.

Esses resultados sugere a hipótese de que o aumento da conectividade social entre agentes intensifica o comportamento coletivo e favorece a emergência de regimes de alta volatilidade auto-organizada.

Retornos Acumulados e Mudança de Regime

A análise do retorno acumulado permite avaliar a trajetória de longo prazo do ativo ou sistema simulado, identificando tendências persistentes, mudanças de regime (transições entre fases de alta e baixa) e períodos de estabilidade.

Gráfico 10: Comparação de Retornos Acumulados ao Longo do Tempo

Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

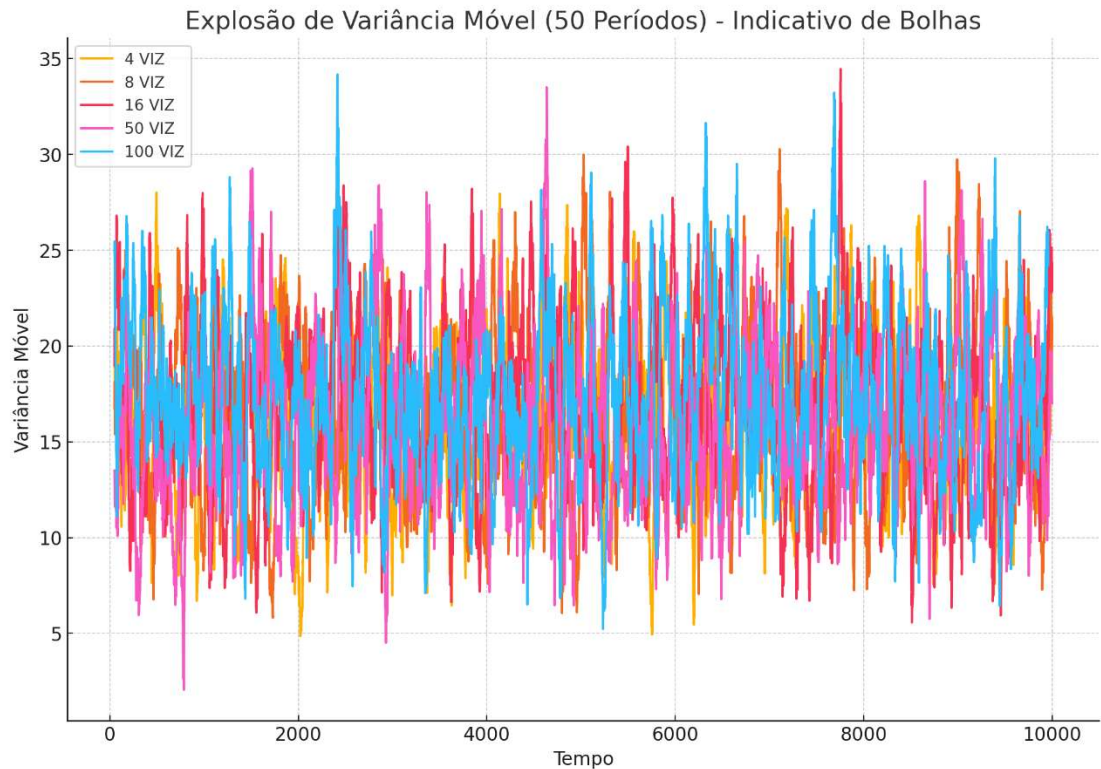
Uma análise visual do gráfico dos retornos acumulados mostra que os conjuntos seguem trajetórias diferentes ao longo do tempo. 4 VIZ trajetória relativamente estável, com oscilações que se compensam ao longo do tempo. 8 VIZ mantém um padrão próximo ao de 4 VIZ, mas com amplitudes de oscilação ligeiramente maiores. 16 VIZ Mostra maior variação acumulada, com tendências mais visíveis e reversões mais abruptas. 50 VIZ Intensifica ainda mais a amplitude das oscilações acumuladas com padrões de regime mais claros, resultado em períodos prolongados de alta seguidos de quedas significativas. 100 VIZ apresenta os movimentos mais amplos e persistentes, com forte tendência a mudanças de regime, refletindo maior coordenação e reação coletiva dos agentes.

Explosão de Variância (Bolhas)

A análise da explosão de variância permite identificar períodos prolongados de instabilidade no sistema, nos quais a volatilidade local excede de forma significativa seu regime histórico. Ao marcar essas regiões de volatilidade anormalmente elevada, torna-se possível avaliar a ocorrência de regimes críticos e comparar a intensidade e a frequência desses episódios entre diferentes níveis de conectividade social entre agentes.

Para isso, calculou-se a média histórica da variância móvel, de acordo com a fórmula (16), definiu-se um limiar de detecção como 3 vezes a média histórica da variância móvel.

Gráfico 11. Explosão de Variância Móvel (Indicativo de Bolhas)



Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

A análise da variância móvel em janelas de 50 *lags* mostrou que todos os cenários apresentaram episódios de explosão de variância, momentos em que a volatilidade local ultrapassa três vezes a média histórica, caracterizando potenciais fases de bolha ou instabilidade extrema.

Nos cenários de 4 VIZ E 8 VIZ esses eventos foram mais raros e menos persistentes, surgindo de forma isolada ao longo da série. Já nos cenários 16 VIZ E 50 VIZ, as explosões se tornaram mais frequentes e, em alguns casos, agruparam-se, sugerindo que interações sociais mais amplas favorecem fases de alta volatilidade. O cenário de 100 VIZ foi o mais propenso a essas explosões, apresentando múltiplos episódios prolongados, evidenciando que maior conectividade entre agentes tende a amplificar e prolongar regimes de instabilidade no modelo.

3.6 Conclusão

A observação e, frequentemente, a imitação do comportamento alheio são processos naturais, profundamente enraizados no comportamento dos seres vivos. Esse fenômeno também se manifesta no mercado financeiro, especialmente em momentos de incerteza. Embora existam debates sobre a racionalidade desse tipo de comportamento, há uma vasta gama de teorias que buscam explicá-lo.

Diante disso, o modelo selecionado (JLS) trata de uma manada empírica resultante de um modelo de feedback positivo. Corroborado tanto pelo modelo teórico criado por Sornette (2003) quanto pelos dados de autocorrelação de retornos.

Além disso, é influenciado por diferentes abordagens teóricas: a psicologia social contribui com conceitos como excesso de confiança e viés de otimismo, que podem amplificar o comportamento coletivo; a econofísica estuda sistemas complexos, oferecendo ferramentas e perspectivas para compreender as dinâmicas do comportamento de manada; por fim, a socionomia propõe uma visão de racionalidade limitada, evidenciando como os mecanismos internos dos sistemas econômicos incentivam comportamentos coletivos.

Foram analisados quatro modelos adicionais ao original, nos quais o número de vizinhos foi progressivamente ampliado para 8, 16, 50 e 100 agentes. Em todos os cenários, os fatos estilizados clássicos já presentes na simulação original foram confirmados. Contudo, observou-se que o aumento da conectividade entre agentes está associado a uma maior persistência da memória da volatilidade e a uma intensificação da formação de clusters. Paralelamente, verificou-se também um crescimento da instabilidade sistêmica, refletida em maior propensão ao surgimento de bolhas especulativas, evidenciando o papel do acoplamento social na amplificação dos riscos coletivos.

4. Excesso de Confiança e Viés do Otimismo em um *Agent Based Model*

A economia comportamental questiona os pressupostos da economia tradicional, especialmente em relação a racionalidade plena. No entanto, surgem alguns questionamentos sobre a aplicação prática dessa teoria. Por exemplo, quais os efeitos práticos destes questionamentos na teoria tradicional? Onde poderíamos inserir esses pressupostos?

O programa de pesquisa de “Heurísticas e Vieses” identificou uma extensa lista de atalhos mentais e distorções sistemáticas, mas existe controvérsias sobre onde deveriam ser inseridos e, em quais contextos isso levaria os agentes a serem considerados “irracionais”. Por exemplo, seguir outros investidores em um contexto de extrema incerteza viola o princípio de racionalidade? E, se sim, até que ponto?

Isso explica o surgimento de estudos com o intuito de unir heurísticas e vieses cognitivos a modelos consolidados do *mainstream* econômico. Thaler (1999) argumenta que as finanças comportamentais caminham para deixar de ser uma área controversa para se tornar uma área que faz parte, integralmente, das finanças como um todo. Isso porque incorporar elementos comportamentais aos modelos tradicionais se tornará uma prática natural.

Diante disso, surge o questionamento: como esses vieses e heurísticas são associados aos ABMs. Além disso, também, estão de acordo com as teorias ou não? O que é necessário se pressupor para que ocorra essa associação?

Este capítulo tem como proposta apresentar um panorama da literatura sobre a integração entre essas abordagens, explorar uma alternativa para combiná-las aos pressupostos tradicionais em um modelo JLS e analisar os resultados obtidos a partir dessa aplicação.

Para isso, apresentam-se dois vieses consolidados na literatura de Finanças Comportamentais: o Excesso de Confiança e o Viés do Otimismo. Apresenta-se a definição conceitual de cada um deles; em seguida, discute-se seu papel no âmbito das Finanças Comportamentais e os impactos que podem gerar no processo decisório. Posteriormente, é explorada a forma como esses vieses podem interagir em *Agent-Based Model* (ABMs) e, por fim, como podem ser incorporados ao modelo Johansen-Ledoit-Sornette (JLS). A proposta inclui examinar de que maneira tais abordagens contribuem para a reprodução de fatos estilizados observados nos mercados financeiros, permitindo uma análise mais aprofundada das dinâmicas de bolhas e *crashes*.

4.1 Excesso de Confiança e Viés do Otimismo

Os modelos de racionalidade plena captam apenas parcela do conceito de excesso de confiança. Conforme reforçado por Arkelof e Shiller (2010) o conceito de confiança, nesse contexto, está relacionada ao ato de reunir todas as informações e ter confiança o suficiente para tomar decisões racionalmente após isso.

De fato, a confiança é fundamental para que as pessoas tomem decisões e avancem, especialmente diante de escolhas relevantes. No entanto, como demonstra a economia comportamental, os indivíduos enfrentam limitações cognitivas que impedem o acesso e o processamento de todas as informações disponíveis. Nesse contexto, a confiança pode se manifestar como uma distorção decorrente desses limites, refletindo os efeitos da racionalidade limitada.

Diante disso, a confiança foi considerada como um fator fundamental para a não recuperação das economias pós *crash* de 1929, conforme expresso por Arkelof e Shiller (2010, p. 71), no documento “O dever da confiança” publicado pelo *Times* em 1931:

O declínio da confiança é uma grave fraqueza nacional. Nós o chamaríamos de perigo e desastre se essas palavras não tivessem se tornado banais pelo uso exagerado e insincero. Pois seria quase impossível exagerar a perda que a nação inflige a si mesma por essa falta de confiança. O número de desempregados aumenta semanalmente, em parte porque a falta de confiança impede a origem ou o desenvolvimento de empresas que possam fornecer trabalho. O país perde mais mercados estrangeiros porque, com muita frequência, seus fabricantes não têm confiança suficiente para entrar na produção em larga escala necessária para mantê-los. Confiança, confiança, mais confiança é o que é necessário para elevar os negócios que estão até os eixos no pântano do desânimo — a confiança do público que pode penetrar e energizar esses negócios para uma nova confiança em si mesmos. É claro aqui que a confiança deixa de ser meramente a recompensa opcional de um bom serviço e se torna o dever claro e insistente de todo cidadão.

O trecho evidencia a dimensão individual e coletiva da confiança em contextos econômicos, ressaltando seu papel na promoção do investimento, na facilitação das transações e no funcionamento ordenado dos mercados. No entanto, quando em excesso, essa confiança pode assumir um caráter disfuncional, que contribui para instabilidades.

O excesso de confiança é descrito por Bazerman e Moore (2012) como “mãe de todos os vieses”. Isso ocorre por ser um dos vieses mais relatados e generalizáveis³⁶ encontrados na literatura, presente em falências de empresas, bolhas no mercado financeiro, distorções de

³⁶ ocorre em diferentes contextos, situações e tipos de decisão, ou seja, ele não está restrito a um único domínio ou tipo de pessoa.

preços e fusões de empresas malsucedidas. Conforme expresso no trecho abaixo de Bazerman e Moore (2012, p. 15):

O excesso de confiança foi responsabilizado por guerras, bolhas no mercado de ações, greves, processos judiciais desnecessários, altos índices de falência empresarial e o fracasso de fusões e aquisições corporativas. Também poderia explicar a taxa de negociação excessivamente elevada no mercado de ações [...] o excesso de confiança pode estar por trás das altas taxas de entrada de empreendedores, que ocorrem mesmo quando a maioria dos novos negócios vão a falência em poucos anos

Diante disso, pode haver dúvidas se os exemplos citados são provenientes de erros pontuais, falta de informação ou falta de qualificação do tomador de decisão, em vez de decorrentes do excesso de confiança. No entanto, conforme reforçado por Frydman; Camerer (2016, p. 661) “Mesmo os principais gestores empresariais que são altamente qualificados, tomam decisões que são afetadas pelo excesso de confiança e pela história pessoal”. Isso indica uma propagação maior do que situações pontuais e específicas.

Além disso, o excesso de confiança tem como uma das características, a capacidade de facilitar outros vieses. Por ter tamanho impacto, de acordo com Bazerman e Moore (2012), pode ser estudado de três maneiras: superprecisão, sobreposição e superestimação.

A superprecisão é a tendência a acreditar que tomamos decisões mais precisas que o restante das pessoas, o que pode conduzir, por exemplo, ao enquadramento estreito (estabelecer intervalos extremamente curtos). Na superprecisão, os agentes têm a certeza de que possuem a resposta correta, por isso se torna uma explicação potencial para o excesso de negociações verificados no mercado financeiro (Bazerman, Moore, 2012).

A sobreposição é a crença de que nos classificamos melhor do que os outros em comparação. O exemplo mais conhecido é o efeito “melhor que a média” que consiste em ter expectativas inflacionadas em relação a uma pontuação mais alta do que a média mesmo sem provas consistentes de tal (Bazerman, Moore, 2012).

Por fim, a superestimação refere-se à tendência de avaliar nossas habilidades, controle ou características de maneira irrealisticamente positiva. Ela pode se manifestar de diferentes formas, como ilusão de controle (a tendência das pessoas acreditarem que têm mais controle sobre eventos aleatórios ou imprevisíveis do que realmente possuem), falácia do planejamento (refere-se ao otimismo excessivo ao planejar projetos, subestimando o tempo, os custos ou os desafios necessários para concluir algo), viés da auto atribuição (a tendência de atribuir sucessos a fatores internos, como habilidades ou esforços pessoais, enquanto falhas são justificadas por

fatores externos, como má sorte ou circunstâncias fora de controle) e viés do otimismo (Bazerman, Moore, 2012).

Há bastante confusão na literatura entre excesso de confiança e viés de otimismo, e, por vezes, são utilizados como sinônimos. O excesso de confiança está relacionado à supervalorização das próprias capacidades e certezas. Já o viés do otimismo diz respeito a superestimação acerca de resultados exógenos, usualmente traz a tendência a superestimar a probabilidade de eventos positivos e subestimar a probabilidade de eventos negativos. Conforme o trecho abaixo por Sharot (2011, p. 941):

Os seres humanos, no entanto, apresentam um viés generalizado e surpreendente: quando se trata de prever o que nos acontecerá amanhã, na próxima semana ou daqui a cinquenta anos, sobrestimamos a probabilidade de acontecimentos positivos e subestimamos a probabilidade de acontecimentos negativos [...] O viés de otimismo é definido como a diferença entre a expectativa de uma pessoa e o resultado que se segue.

O viés do otimismo é observado na maioria da população, sendo identificado em cerca de 80% das pessoas, conforme apontam diversas pesquisas (Sharot, 2011). Além disso, pode ser potencializado pelo excesso de confiança, tornando as expectativas ainda mais distantes da realidade.

Esse excesso de confiança não se manifesta apenas em decisões individuais, mas também se propaga em contextos sociais e interativos, assim é importante verificar quais os indícios de excesso de confiança presentes nesse cenário. Primeiramente, a conformidade pode reforçar, tanto o comportamento igual a opinião do agente, como o comportamento contrário a opinião do agente (Roberts; Castore; 1972). Além disso, a influência externa está presente mesmo quando a decisão final é individual, não apenas quando ela é coletiva (Heath; Gonzalez, 1995).

Diante disso, no comportamento coletivo ou de grupo, as limitações cognitivas e estados de humor temporários podem interferir nas decisões, os mitigando, mas também os amplificando. No trecho abaixo Janis (1972, p. 15) analisa as contradições que o alto grau de coesão pode implicar:

A análise de Lewin sobre o comportamento de pequenos grupos também enfatizou a importância da coesão do grupo – isto é, a avaliação positiva do grupo pelos membros e a sua motivação para continuarem a pertencer a ele. Quando a coesão do grupo é alta, todos os membros expressam solidariedade, simpatia mútua e sentimentos positivos em relação à participação nas reuniões e à execução das tarefas rotineiras do grupo. Lewin estava mais interessado

nos efeitos positivos da coesão do grupo e fez não investigar casos em que membros de grupos coesos cometem erros grosseiros e não conseguem corrigir os erros de julgamento que partilham.

O pioneiro em analisar quando a tomada de decisão se dá de forma coletiva tanto no processo decisório quanto na decisão final foi Irving Janis, ele investigou como em grupos com alto grau de coesão os indivíduos deixam de coletar informações em prol da conformidade, o denominando de *groupthink*.

Janis (1972) descreve oito sintomas principais do *groupthink*: ilusão de invulnerabilidade por parte de um ou mais membros do grupo; esforços coletivos para racionalizar, desconsiderando advertências externas; crença inquestionável na moralidade inerente ao grupo; visão estereotipada do líder, seja positiva ou negativa, resultando na evitação de confrontos com a liderança; pressão direta sobre os dissidentes da opinião dominante; autocensura diante de discordâncias em relação ao consenso do grupo; e, por fim, a ilusão de unanimidade, que ocorre quando alguns membros omitem deliberadamente informações relevantes sobre a eficácia ou a moralidade da decisão em questão.

É provável que os grupos que apresentam um ou mais sintomas tomem decisões que não alcançam melhores resultados e não consigam alcançar seus objetivos coletivos. Janis (1972) fundamentou sua teoria com base em estudos de caso. Posteriormente, a psicologia cognitiva passou a realizar experimentos controlados randomizados, os quais permitiram avanços na compreensão e validação empírica desse fenômeno.

Bang e Frith (2017) ressaltam que muitos problemas vistos na tomada de decisão individual podem ser mitigados pela tomada de decisão em grupos. Isso ocorre por alguns fatores, o primeiro deles é reunir informações. Quando várias pessoas estão envolvidas em um processo decisório existe a probabilidade de que esses indivíduos tragam informações diferentes confiáveis, esse agrupamento de informações por si só é muito benéfico. Essas afirmações se alinham ao conceito de “sabedoria de multidões” que afirma que a opinião do coletivo usualmente chega mais perto da resposta correta do que a opinião de um dos membros do grupo. Além disso, podem encontrar melhores soluções e estratégias por reunirem recursos cognitivos e características diferentes.

No entanto, essas vantagens podem ser dissipadas em algumas ocasiões, isso acontece quando não há equilíbrio entre os membros do grupo, resultando em um grupo sem independência de pensamento. Isso pode ocorrer por dois motivos: o primeiro é possuir membros semelhantes demais entre si, que buscam os seus conhecimentos baseados em fontes semelhantes; o segundo é quando os membros adaptam seu conhecimento que era diferente

inicialmente, após a interação social, pelo desejo de se encaixar no grupo, levando a crença de que o outro tem a informação mais precisa (Bang; Frith, 2017).

Por fim, pode ocorrer também a cascata de informações. Assim, a cascata de informações ocorre quando as informações (ou decisões) são colocadas sequencialmente, assim o primeiro indivíduo acaba sendo um ponto que pode influenciar o restante (Sustein; Hastie; 2015). Por exemplo, a mensagem de um especialista pode aumentar a confiança (Slater, Rouner; 1992), este, assim, pode se tornar o centro cognitivo de uma cascata. No caso de bolhas financeiras, o preço de um ativo é negociado muito acima do seu valor real. Nessa situação, um *trader* individual, sem ter certeza sobre o valor verdadeiro do ativo, pode seguir a decisão de outro comprador, guiado pela crença interna de que essa pessoa sabe o que está fazendo ou possui alguma informação privilegiada (Bang; Frith, 2017).

Mas qual é o papel da confiança nesse cenário? O ponto principal das interações é a absorção de novas informações, essa interação faz com que os indivíduos se sintam mais confiantes, mesmo que essa interação não resulte em uma decisão com maior qualidade (Heath, Gonzalez, 1995). Além disso, a dinâmica disfuncional em grupo pode potencializar o aparecimento de vieses e heurísticas.

Diante disso, no mercado financeiro o excesso de confiança e viés do otimismo se manifestam de maneiras específicas, como demonstra-se na seção a seguir.

4.2 Excesso de Confiança, Viés do Otimismo e Sentimentos em Finanças Comportamentais

No Mercado Financeiro, por vezes, o excesso de confiança e viés de otimismo são atribuídos como fonte do excesso de negociações. Essa dinâmica complexa, onde expectativas muitas vezes excedem a realidade, se desdobra, diversas vezes, em volatilidade e bolhas financeiras.

Esse excesso de negociações pode ter significados diferentes dependendo da linha teórica. Primeiramente na linha de expectativas racionais, como descrito abaixo por Sornette (2017, p. 139)

Blanchard [43] e Blanchard e Watson [45] introduziram originalmente o modelo das bolhas de expectativas racionais (RE) para explicar a possibilidade, frequentemente discutida na literatura empírica e pelos profissionais, de que os preços observados possam desviar-se significativamente e a intervalos de tempo prolongados de preços

fundamentais. Embora permitam desvios dos preços fundamentais, as bolhas racionais mantêm um ponto de ancoragem fundamental da modelização econômica, nomeadamente que as bolhas devem obedecer à condição de expectativas racionais e de oportunidades de não arbitragem.

Assim, o mercado não está distante de ser racional, existem poucas oportunidades de arbitragem como resultado da procura constante de ganhos por parte de investidores sofisticados. As condições de expectativas racionais e de não arbitragem são aproximações úteis. A racionalidade das expectativas e do comportamento não implica que o preço de um ativo seja igual ao seu valor fundamental.

Dentro desse contexto, de acordo com Rubinstein (2001, p. 18), o excesso de confiança pode gerar até mesmo uma externalidade positiva:

Embora o excesso de confiança possa exprimir-se de outras formas, certamente faz com que muitos investidores gastem demasiado em investigação e faz com que muitos negociem demasiado rapidamente com base nas suas informações, sem recuperar em benefícios o que pagam em custos de negociação. Como resultado, há uma sensação de que os preços dos ativos se tornam hiper-racionais; isto é, refletem não só a informação que foi rentável para aprender e apreender nos preços, mas também informação que não valeu a pena recolher e apreender. Gastando demais na investigação não é do interesse próprio, mas cria uma externalidade positiva para os investidores passivos que agora descobrem que os preços incorporam mais informação e os mercados são mais profundos do que deveriam ser.

Por outro lado, pela ótica das finanças comportamentais, o excesso de confiança, não necessariamente, faz com que os agentes analisem extensivamente as informações.

Hirshcheifer (2015) explora de maneira detalhada como o excesso de confiança se manifesta, dividindo-o em ambientes estáticos e dinâmicos, além de investidores e gerentes. Em ambientes estáticos, o excesso de confiança do investidor pode se refletir no aumento da agressividade comercial, que conduz ao aumento de investimentos com desempenho líquido abaixo do ideal. Assim, há uma sobrestimação dos sinais para determinados ativos e isso pode fazer com que os indivíduos tenham portfólios menos diversos. Quando os indivíduos investem em outros ativos fora do portfólio, pode aumentar a diversificação, mesmo que isso não se reflita, necessariamente, no desempenho líquido. Outra possibilidade é o excesso de confiança se desdobrar em uma reação exagerada de preços, nesse caso o preço baixo leva a uma subvalorização e o preço alto leva a uma sobrevalorização das ações.

Já nos modelos que consideram a dinâmica do excesso de confiança do investidor, os lucros sejam a curto ou longo prazo aumentam a confiança, resultado também em uma maior

agressividade comercial, o viés de auto atribuição aumenta após esse lucro e o volume de negociações aumenta após lucros elevados (Hirshcheifer, 2015).

Ainda em cenários dinâmicos, o viés de auto atribuição, em conjunto com o excesso de confiança, implica na continuação de retornos a curto prazo (*momentum*) e reversão dessa situação a longo prazo (efeito vencedor/perdedor). Isso porque a reação exagerada, ao preço de uma ação por exemplo, tende a continuar no curto prazo, mas a queda também tende a continuar no longo prazo, dificultando a correção do preço no mercado (Hirshcheifer, 2015).

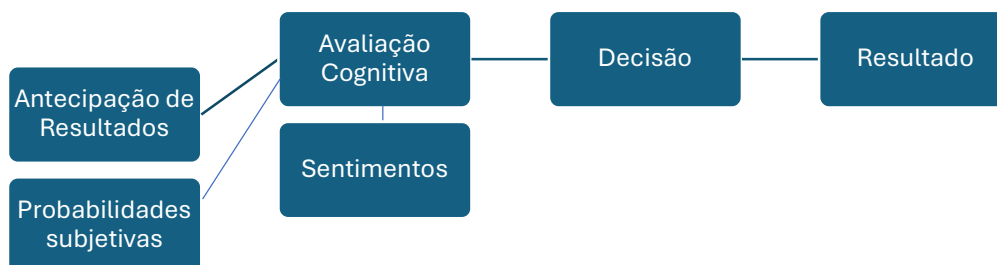
Por fim, em contextos com restrições à venda a descoberto, observa-se a tendência de preços excessivos. No modelo de Miller (1977), devido à existência dessas restrições, apenas as crenças mais otimistas são incorporadas ao preço dos ativos, resultando em sobrevalorização e resistência à inclusão de expectativas negativas. Essa dinâmica também pode ser explicada pelo excesso de confiança dos investidores otimistas, que acreditam que suas análises são superiores ou que os investidores discordantes são irrelevantes (Hirshcheifer, 2015).

Em relação aos gerentes excessivamente confiantes, primeiramente, tendem a assumir investimentos mais arriscados ou inovações. No entanto, ao mesmo tempo em que esses projetos podem ser benéficos para a sociedade, também podem ter retornos mais baixos e o mercado pode reagir de forma negativa a esses investimentos. Além de haver menor utilização de financiamento externo e dívidas focadas no curto prazo. O excesso de confiança aliado ao viés do otimismo usualmente está ligado ao excesso de investimentos com alto risco. Além disso, os gerentes acreditam excessivamente no próprio desempenho e em suas habilidades, não considerando fatores como a sorte (Hirshcheifer, 2015).

Além das heurísticas e vieses, outros fatores influenciam a decisão dos investidores no mercado financeiro: são elas, as emoções e os sentimentos. De acordo com Loewenstein (2001), sentimentos incluem uma dimensão mais reflexiva e consciente, frequentemente ligados a avaliações cognitivas de risco e das possíveis consequências de decisões futuras; já as emoções são reações viscerais imediatas e instintivas a situações de risco ou incerteza, como medo, ansiedade ou pavor.

A abordagem mais aceita sobre como as emoções e sentimentos são inseridos dentro de um fluxo de processo decisório é a consequencialista. Segue abaixo como funcionaria em o fluxo do processo decisório de acordo com a abordagem consequencialista:

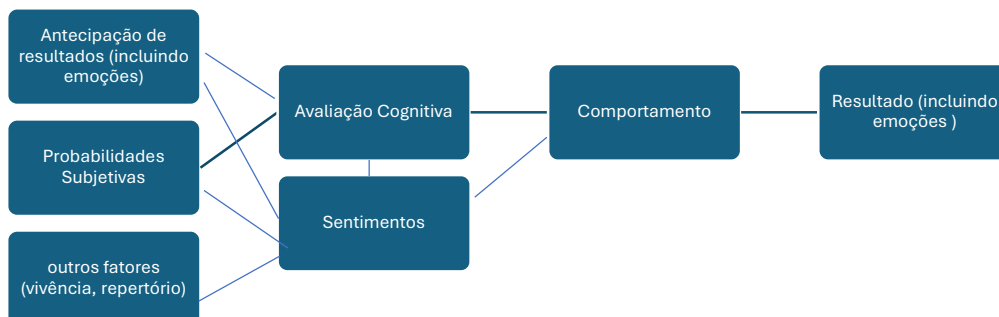
Fluxograma 4: Abordagem Consequencialista



Fonte: Loewenstein et al, 2001, p. 268

A abordagem consequencialista traz o senso de que as pessoas tomam decisões de maneira sequencial com base nas consequências das alternativas possíveis. Assim trata-se de uma atividade completamente cognitiva, que ignora as emoções do momento, o que é levado em consideração é uma emoção antecipada que será sentida no resultado do processo decisório (Loewenstein et al., 2001). Assim, as probabilidades subjetivas englobam possíveis vieses e ruídos. Já, o risco é trazido como objeto de uma análise lógica racional e com deliberação (Slovic et al., 2005). Loewenstein et al (2001) traz uma abordagem alternativa do risco como sentimento, ou seja, as reações emocionais são vividas durante o processo de tomada de decisão, conforme o esquema abaixo:

Fluxograma 5: Risco como sentimento



Fonte: Loewenstein et al, 2001, p. 270

Loewenstein (2001, p. 268) propõe a diferença existente entre as emoções antecipadas e as emoções antecipatórias conforme o trecho abaixo:

propomos uma distinção entre emoções antecipatórias e emoções antecipadas. As emoções antecipatórias são reações viscerais imediatas (por exemplo, medo, ansiedade, pavor) a riscos e incertezas. As emoções antecipadas normalmente não são experimentadas no presente imediato, mas espera-se que sejam experimentadas no futuro.

A relevância dessa abordagem é que essas emoções experimentadas, não influenciam apenas os resultados, estão presentes dentro de outras etapas do processo decisório. Além disso, as emoções antecipadas podem ser diferentes das antecipatórias, o que também se transforma em mais uma informação utilizada durante a vivência do processo decisório.

Damásio (2012) com a hipótese do marcador somático também considera emoções antecipatórias. Segundo ele, essas emoções são essenciais para que sejamos avisados em caso de perigo. Para isso, são trazidos casos nos quais anomalias neurológicas inibem o funcionamento dessas reações somáticas, alteram a percepção cognitiva e fazem com que essas pessoas tenham dano na tomada de decisões que envolvem risco.

A hipótese do marcador somático e do risco como sentimento são semelhantes e não excludentes. No entanto, a hipótese do marcador somático se centra no papel complementar que as emoções podem ter em conjunto com o elemento cognitivo dentro do processo decisório, já a hipótese do risco como sentimento tem o enfoque exatamente na divergência entre como o

que é considerado melhor pelo componente cognitivo pode divergir das emoções (Loewenstein et al., 2001).

Por último, Slovic et al. (2005) desenvolvem a teoria da heurística do afeto, que sugere que as pessoas muitas vezes confiam em suas emoções e sentimentos ao tomar decisões, em vez de fazer análises racionais. Essa teoria destaca a influência que as emoções podem ter sobre o julgamento humano e como elas podem afetar a forma como avaliamos e respondemos a diferentes situações. De acordo com Slovic et al., 2005, p. S35:

Conforme usado aqui, afeto significa a qualidade específica de bondade ou maldade (a) experimentada como um estado de sentimento (com ou sem consciência) e (b) demarcando uma qualidade positiva ou negativa de um estímulo. As respostas afetivas ocorrem rápida e automaticamente – observe a rapidez com que você sente os sentimentos associados à palavra-estímulo tesouro ou à palavra ódio. Argumentamos que a confiança em tais sentimentos pode ser caracterizada como “a heurística do afeto”, com os sentimentos vivenciados sendo usados como informação no processo de decisão.

De acordo com essa teoria, o afeto é utilizado como uma informação que é consultada na hora de tomar uma decisão. Assim, assume o papel de um atalho mental sendo chamado de “heurística do afeto” (Slovic et al., 2005). Isso implica que ocorram associações errôneas ou irrelevantes (Loewenstein et al., 2001).

Assim como a hipótese do marcador somático, a hipótese da heurística do afeto não se concentra em emoções que divergem das avaliações cognitivas, mas sim nos efeitos que essas emoções exercem sobre o comportamento. Seu foco está nos desdobramentos emocionais que influenciam as decisões (Loewenstein et al., 2001).

Uma outra área de estudo é como as mudanças de humor no mercado financeiro afetam temas importantes como o otimismo, a tolerância ao risco e os preços de mercado.

Nesse caso, as influências são categorizadas usualmente como positivas ou negativas. Assim, os investidores estão sujeitos a alterações no estado emocional que influenciam em sua tomada de decisão. De acordo com Barberis (2018, p. 125):

O humor ou o estado emocional de uma pessoa podem distorcer suas crenças. Especificamente, há evidências claras, tanto do laboratório como do campo, de que um estímulo exógeno que melhora (piora) o humor leva a crenças mais positivas (negativas) sobre eventos não relacionados.

Primeiramente, existe o medo vivenciado antes que uma decisão importante seja tomada. Esse medo pode influenciar a maneira como uma informação relevante é recebida nesse momento de “última hora” (Hirshleifer, 2015).

Quanto ao risco ele pode ser representado por dois fatores principais, o primeiro deles é o pavor que está associado a falta de controle e, risco do desconhecido, que se desdobra no perigo do novo, do inexplorado. A primeira dimensão se aproxima mais de uma análise relacionada ao afeto e a segunda, uma análise relacionada a parte cognitiva (Loewenstein et al., 2001).

O pavor é um afeto importante que pode estar na raiz dos pânicos. Os pânicos podem ser definidos como “uma explosão de preocupação pública sobre um problema – normalmente não relacionada com qualquer mudança súbita no risco subjacente – seguida por um colapso também repentino de preocupação” (Hirshleifer, 2015, p. 278). Além disso, os pânicos são configurados como uma das fases das bolhas.

Assim, tanto atalhos mentais e vieses cognitivos como emoções são elementos importantes para a economia como um todo, mas também para o mercado financeiro. Como expresso por Hirshleifer, 2015 (p. 148): “ondas de entusiasmo irracional ou aversão a certas características de investimento derivam de mudanças na importância dos gatilhos emocionais ou cognitivos no ambiente econômico”. Portanto, é essencial compreender como esses fatores moldam as decisões de investimento e impactam as dinâmicas de mercado.

As emoções, pela sua natureza rápida, são difíceis de serem modeladas. Assim, o mercado financeiro se centra em modelar heurísticas, vieses e sentimentos.

A combinação entre viés do otimismo, excesso de confiança e estados de humor em ABMs representa uma aplicação que nem sempre segue estritamente a teoria. Em muitos casos, adota regras e pressupostos distintos, como será discutido na próxima seção.

4.3 Excesso de Confiança, Viés do Otimismo e Sentimentos em ABMs

A principal incorporação de elementos psicológicos no mercado financeiro está relacionada a uma das principais características comportamentais dos agentes: o sentimento. Este pode ser classificado como positivo (otimismo) ou negativo (pessimismo) em relação aos investimentos. O contexto de ABM segue a mesma tendência.

De acordo com Lovric (2010a) duas abordagens metodológicas são encontradas na literatura financeira: a primeira se centra em encontrar *proxies* (indicadores ou medidas

representativas) para os sentimentos agregados dos investidores, utilizando essas medidas em análises estatísticas para explicar a variação e desvios nos preços; já, a segunda, é uma abordagem *bottom-up* (de baixo para cima) que tem como objetivo modelar o otimismo e pessimismo de investidores individuais usando elementos psicológicos.

De acordo com a literatura comportamental, um sentimento por si só, não necessariamente causaria distúrbios no mercado financeiro. A partir do momento em que causam distorções no mercado financeiro deveriam ser considerados vieses.

Assim, as heurísticas e vieses usualmente são colocadas *ad hoc* em ABM. Isso significa que elas são desenvolvidas ou implementadas especificamente para o modelo em questão, sem base em um arcabouço teórico amplo ou padronizado.

O excesso de confiança, comum na literatura financeira, tem sido modelado predominantemente como calibração incorreta ou erro de calibração (Lovric, 2010b). Isso significa o excesso de confiança no aspecto da superprecisão, ou seja, superestimar a precisão de suas próprias informações.

Takahashi e Terano (2003) foi um dos primeiros modelos a introduzir esses elementos em um ABM (Lovric, 2011). O modelo tinha como objetivo verificar duas proposições:

1. A precificação racional é alcançada com uma quantidade de agentes racionais presentes no mercado;
2. A proposição de Friedman (1953) na qual afirma-se que por seleção natural os agentes considerados irracionais seriam eliminados do mercado com o passar do tempo.

O ambiente do modelo é formado por dois tipos de investidores: fundamentalistas, que usam uma estratégia baseada no valor fundamental da ação, estimada pelo modelo de desconto de dividendos; e não fundamentalistas, considerados preditores de tendências que usam informações do passado para prever preços futuros, também classificados como analistas técnicos ou grafistas (Takahashi; Terano, 2003).

Também existem dois tipos de ações: uma ação sem risco e ação de risco que paga um dividendo estocástico no início de cada período. O mecanismo de mercado atuante nessa ação é baseado no equilíbrio temporário do mercado, ou seja, o preço negociado da ação é derivado de forma que a demanda atenda a oferta (Takahashi; Terano, 2003).

Os investidores fundamentalistas e não fundamentalistas prevêm o preço e os dividendos do próximo período. Os investidores não fundamentais têm parâmetros temporais

adicionais, trata-se de preditores de tendência de curto, médio ou longo prazo (Takahashi; Terano, 2003).

Os investidores com excesso de confiança são configurados como excessivamente confiantes em suas próprias previsões, isso se reflete em subestimar o risco dessa ação. O risco da ação estimado por um investidor excessivamente confiante (σ_s) é calculado a partir da volatilidade histórica (σ_h) e do fator de ajuste para determinar o grau de excesso de confiança ($k : 0 < k \leq 1$) como $(\sigma)^2 = k \cdot (\sigma_h)^2$. Quanto menor o valor de k se torna, maior o grau de excesso de confiança.

Diante disso, na simulação há 500 agentes fundamentalistas e 500 investidores não fundamentais. Não há interação social entre os vários grupos de investidores (Takahashi; Terano, 2003).

Quando os investidores não fundamentais possuem excesso de confiança há um desvio no preço negociado do valor fundamental e os investidores com excesso de confiança, por vezes, obtêm retornos excedentes.

Diante disso, abaixo temos um quadro com os principais modelos ABM que inserem excesso de confiança e viés do otimismo considerando o contexto de Mercado Financeiro:

Quadro 9: Excesso de Confiança e Viés do Otimismo em ABMs do Mercado Financeiro

Modelo	Características	Viés	Como é inserido	Resultado
Takahashi; Terano (2003)	Fundamentalistas x grafistas – não há interação entre os grupos de investidores. Um ativo que possui risco e outro que não	Excesso de Confiança	Erro de calibração – investidores acreditam demais em suas previsões e, por isso, subestimam o risco	Desvio no preço negociado do valor fundamental e os investidores com excesso de confiança, por vezes, obtêm retornos excedentes.
Lovric et al (2010a)	<i>Rational Informed Investors (RII)</i> : estimam o valor fundamental dos ativos. <i>Efficient Market Believers (EMB)</i> : Se baseiam em retornos históricos para prever o futuro. Estrutura de inteligência zero em	Excesso de Confiança e Otimismo	Erro de calibração - Cada fenômeno comportamental é modelado por apenas um único parâmetro e influencia a média(sentimento) ou o desvio padrão (confiança) da	Quando a confiança aumenta no mesmo nível de otimismo, forma-se uma grande bolha em o mercado que eventualmente entra em colapso ao cair bruscamente para o valor fundamental.

	que os agentes negociam aleatoriamente. Um ativo que possui risco e outro que não		distribuição de retorno que os investidores usam para prever retornos futuros.	
Lovric et al. (2010b)	<i>Rational Informed Investors (RII)</i> : estimam o valor fundamental dos ativos. <i>Efficient Market Believers (EMB)</i> : Se baseiam em retornos históricos para prever o futuro. Um ativo que possui risco e outro que não	Excesso de Confiança e Otimismo	Erro de Calibração - O excesso de confiança é inserido no modelo como uma subestimação da incerteza (ou variância) associada aos retornos esperados dos ativos. Otimismo e pessimismo são ajustados por um operador de agregação <i>fuzzy</i> .	Otimismo aumenta a intensidade de bolhas e <i>crashes</i> no mercado. Excesso de Confiança exagera os efeitos do otimismo, resultando em desvios significativos nos preços. Quando combinados, otimismo extremo e excesso de confiança criam mercados altamente voláteis, com bolhas frequentes e negociações limitadas.
Bertella et al 2014	Fundamentalistas e Grafistas. Grafistas são divididos em três outros grupos (com diferentes comprimentos de memória) que utilizam padrões e tendências históricas de preços para prever os preços futuros de ativos. Um ativo com risco e um ativo sem risco	Excesso de Confiança	Criação de um índice de Confiança. O excesso de confiança é modelado como uma subestimação da variância percebida dos retornos futuros das ações.	O excesso de confiança leva a desvios significativos de preços em relação aos fundamentos, criando ciclos de bolhas e <i>crashes</i> .
Bertella et al 2017	Fundamentalistas e Grafistas com diferentes níveis de memória e confiança. Tipos de ativos: Ações e ativos livres de risco (títulos).	Excesso de Confiança	Modelado através da subestimação da variância percebida dos retornos. Confiança ajustada dinamicamente com base no sucesso ou fracasso das previsões.	Aumenta a volatilidade, gera bolhas especulativas mais intensas e <i>crashes</i> , além de maior incidência de caudas pesadas nos retornos.
Bertella et al 2019	Fundamentalistas e Grafistas com diferentes memórias e níveis de confiança.	Excesso de Confiança	Confiança modelada como função cúbica de riqueza, aumentando após sucessos e reduzindo após perdas.	Aumenta o volume de negociações e a volatilidade dos preços, encurtando os ciclos de preço.
Rzeszutek et al 2020	Empresas lideradas por CEOs/CFOs com estilos de gestão otimista, neutra e conservadora.	Excesso de Confiança e Viés do Otimismo	CEOs/CFOs superestimam sua capacidade de prever sucesso financeiro, utilizando critérios de	Resultados positivos iniciais para empresas, mas maior volatilidade, taxas de falência elevadas e

	Tipos de ativos: Ações e dívidas corporativas.		mercado para IPOs, independentemente do desempenho interno. Otimismo baseado em condições de mercado favoráveis e pessimismo focado na estabilidade de lucros e mitigação de riscos.	impacto negativo na estabilidade financeira. Otimismo gera instabilidade financeira e bolhas especulativas; pessimismo estabiliza mercado e reduz riscos de falência.
--	--	--	--	---

Fonte: Elaboração Própria

Primeiramente, os modelos, majoritariamente, têm como característica a composição: fundamentalistas ou grafistas (apesar de, por vezes, possuírem outros nomes para esses agentes), estes últimos, os quais são inseridos os vieses.

O viés do otimismo aparece na maior parte dos modelos, comparado ao excesso de confiança. Além disso, a principal manifestação do excesso de confiança é por meio de erro de calibração recaindo sobre retorno, variância ou um termo a parte. Este usualmente aparece atrelado ao viés de auto atribuição. Como o viés da autoatribuição incide sobre a percepção de sucessos reforça o comportamento positivo dos agentes.

Diferentemente da maioria dos modelos, o modelo Sornette e Zhou (2003) não tem a característica de fundamentalistas x grafistas e sim, todos os agentes com racionalidade limitada. Na seção a seguir mostra-se a descrição do modelo e suas alterações.

4.4 Descrição do Modelo

Utiliza-se o modelo desenvolvido por Sornette e Zhou (2003). Este adapta um modelo de Ising para representar decisões de compra e venda em mercados financeiros, com os agentes interagindo através de redes sociais e influenciados por vizinhos, notícias externas e informações privadas.

O modelo tem como características principais: imitação, notícias externas, julgamento idiossincrático (decisões individuais baseadas em informações privadas) e heterogeneidade dos agentes (os agentes possuem diferentes níveis de sensibilidade a notícias e tendências de imitação).

A simulação é composta por 2.400 agentes avaliados ao longo de 10.000 unidades de tempo.

4.4.1 Viés do Otimismo

Para introduzir o viés de otimismo, adiciona-se um termo que impacta apenas as decisões de compra. Ou seja, o viés será aplicado quando a expressão entre parênteses resultar em um valor positivo (indicando uma decisão de compra). Para isso, podemos modificar a fórmula original (9) da decisão de comprar ($s_i(t) = +1$) ou vender ($s_i(t) = -1$) da seguinte forma:

$$s_i(t) = \text{sign} \left[\sum_{j \in \mathcal{N}} K_{ij}(t) E[s_j](t) + \sigma_i G(t) + \varepsilon_{i(t)} + OP.H \left(\sum_{j \in \mathcal{N}} K_{ij}(t) E[s_j](t) + \sigma_i G(t) + \varepsilon_{i(t)} \right) \right] \quad (17)$$

Assim, o viés do otimismo é representado no termo:

$$OP.H \left(\sum_{j \in \mathcal{N}} K_{ij}(t) E[s_j](t) + \sigma_i G(t) + \varepsilon_{i(t)} \right) \quad (18)$$

OP representa viés do otimismo, nesse caso um viés fixo que reforça as decisões de compra

$H(x)$ é uma função de Heaviside, definida como:

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x > 0 \quad (\text{compra}) \\ 0 & \text{se } x \leq 0 \quad (\text{venda ou neutro}) \end{cases} \quad (19)$$

Isso garante que o viés do otimismo recaía apenas sobre a decisão de compra.

4.4.1.1 Resultados

Os resultados têm como objetivo verificar se o modelo replica os mesmos fatos estilizados do modelo original: ausência de autocorrelações (com exceção de escalas de tempo extraordinariamente pequenas), caudas pesadas e agrupamento de volatilidade. Além de um indicativo para bolhas.

Para isso, compara-se a simulação sem viés do otimismo (OP), ou seja, a simulação original do modelo Sornette e Zhou (2003) com simulações com viés do otimismo possuindo os valores 0,25; 0,5 e 0,75.

Estatísticas Descritivas

Assim, mostra-se as estatísticas descritivas, conforme tabela abaixo:

Tabela 3: Estatísticas Descritivas com Viés do Otimismo

	ln(pt)			retorno=ln(pt/p(t-1))		
	Média	Moda	Variância	Média	Moda	Variância
Sem OP	2,4591	2,1099	0,0238	0,0611	-9,999	16,1968
OP 0.25	1,7869	1,5240	0,0366	-0,0487	-9,9939	16,4838
OP 0.5	2,1743	1,9422	0,0087	-0,0436	-9,9902	16,6268
OP 0.75	2,4289	2,1954	0,0159	0,0084	-9,9997	16,9840

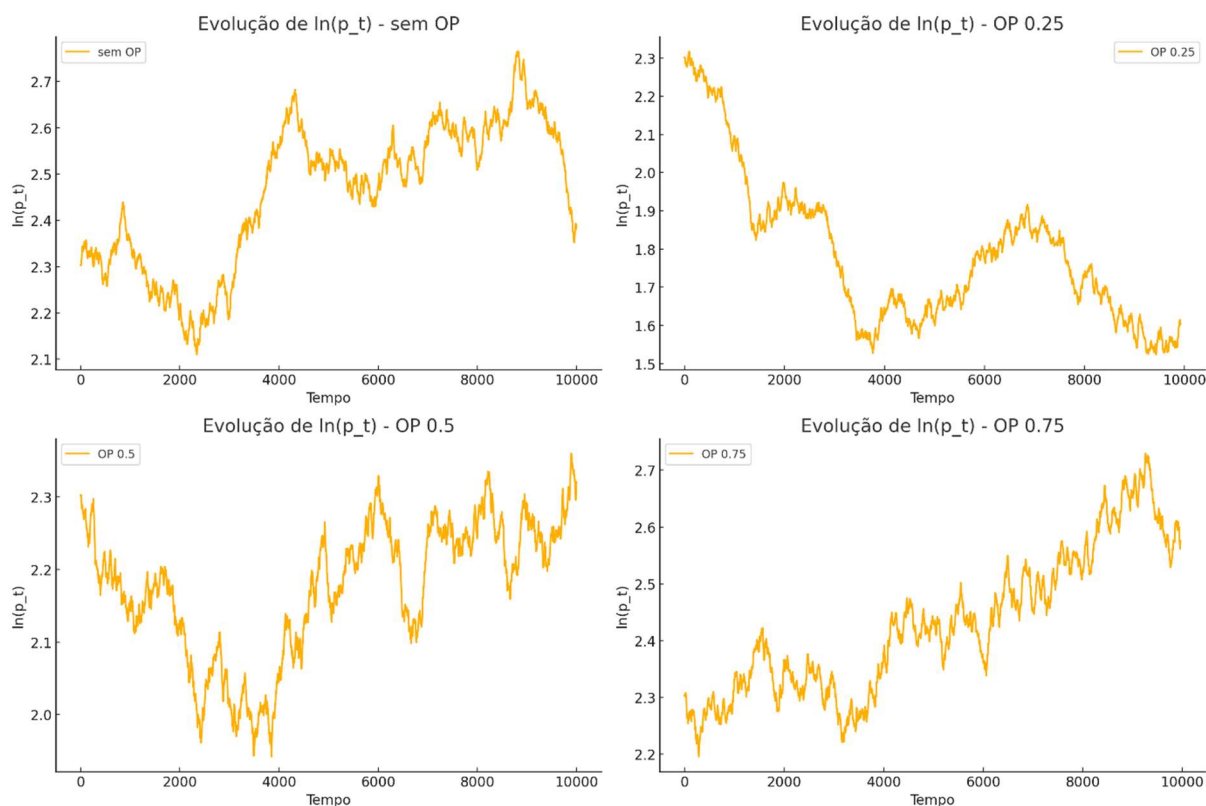
Fonte: elaboração própria a partir de dados calculados por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

A média do logaritmo ($\ln(pt)$) tende a subir com o aumento do viés do otimismo entre OP 0.25 e OP 0.75. No entanto, o cenário sem OP e OP 0.75 possuem médias maiores (2.4591 e 2.4289, respectivamente). A moda segue a mesma tendência segue o mesmo padrão da média: cresce com o viés e os cenários em viés e OP 0.75 possuem valores próximos. A maior variância ocorre em OP 0.25, indicando forte instabilidade quando o viés otimista ainda não é dominante.

Em relação aos retornos a média é positiva nos extremos, sem viés e em OP 0.75. Em todos os cenários, a moda dos retornos está próxima de -10. Isso sugere a presença frequente de grandes quedas de preço, indicando comportamentos de pânico ou crashes. Já a variância cresce moderadamente com o aumento do viés, indicando maior volatilidade dos retornos.

Evolução dos preços

O gráfico a seguir apresenta a evolução temporal dos preços simulados para diferentes níveis de viés de otimismo (OP), convertidos a partir do logaritmo do preço. Cada subgráfico representa um cenário específico do viés do otimismo, permitindo observar como o reforço das decisões de compra influencia a dinâmica dos preços ao longo do tempo.

Gráfico 12: Trajetória dos Preços com Viés do Otimismo

Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

Sem Viés apresenta uma trajetória de preços com crescimento moderado e regular, alternando períodos de alta com ajustes suaves. OP 0.25 Observa-se uma intensificação da volatilidade, com oscilações de preço mais amplas e frequentes. O viés otimista começa a atuar, reforçando decisões de compra, mas ainda de forma moderada. OP 0.5 O comportamento dos preços se torna notavelmente mais instável e errático. A influência do otimismo é mais intensa, e o mercado entra em ciclos curtos de euforia e correção. OP 0.75 Retorna-se a uma trajetória mais coordenada e suavemente crescente, embora ainda marcada por oscilações perceptíveis. O viés é tão forte que as decisões de compra passam a dominar o sistema, gerando um movimento coletivo contínuo.

Distribuições dos Retornos Logarítmicos

A seguir, são apresentadas as estatísticas de curtose e assimetria dos retornos logarítmicos simulados para diferentes níveis de viés de otimismo.

Tabela 4: Assimetria e Curtose com Viés do Otimismo

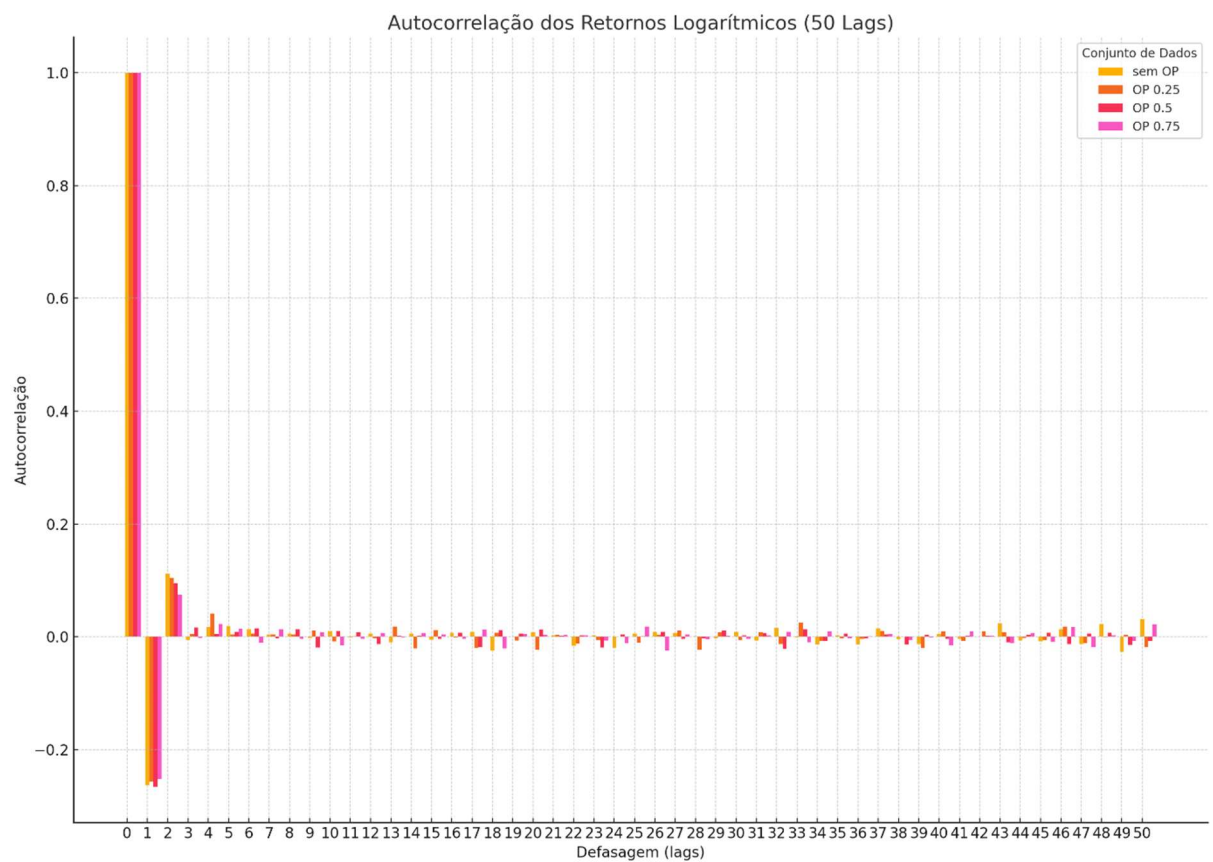
	Assimetria (Skewness)	Curtose
Sem OP	0.0247	0.6837
OP 0.25	-0.0102	16,1961
OP 0.5	-0.0473	0.5751
OP 0.75	-0.0032	0.4582

Fonte: elaboração própria a partir Advanced Big Data Analytics

Todos os cenários apresentam curtose maior que 1, indicando distribuições leptocúrticas, com caudas mais pesadas que a distribuição normal. Os valores de assimetria estão próximos de zero em todos os casos, variando entre -0.047 e 0.025, o que indica que as distribuições são aproximadamente simétricas. Não há evidência forte de assimetria de ganho ou perda, pois os retornos positivos e negativos são distribuídos de forma equilibrada em média.

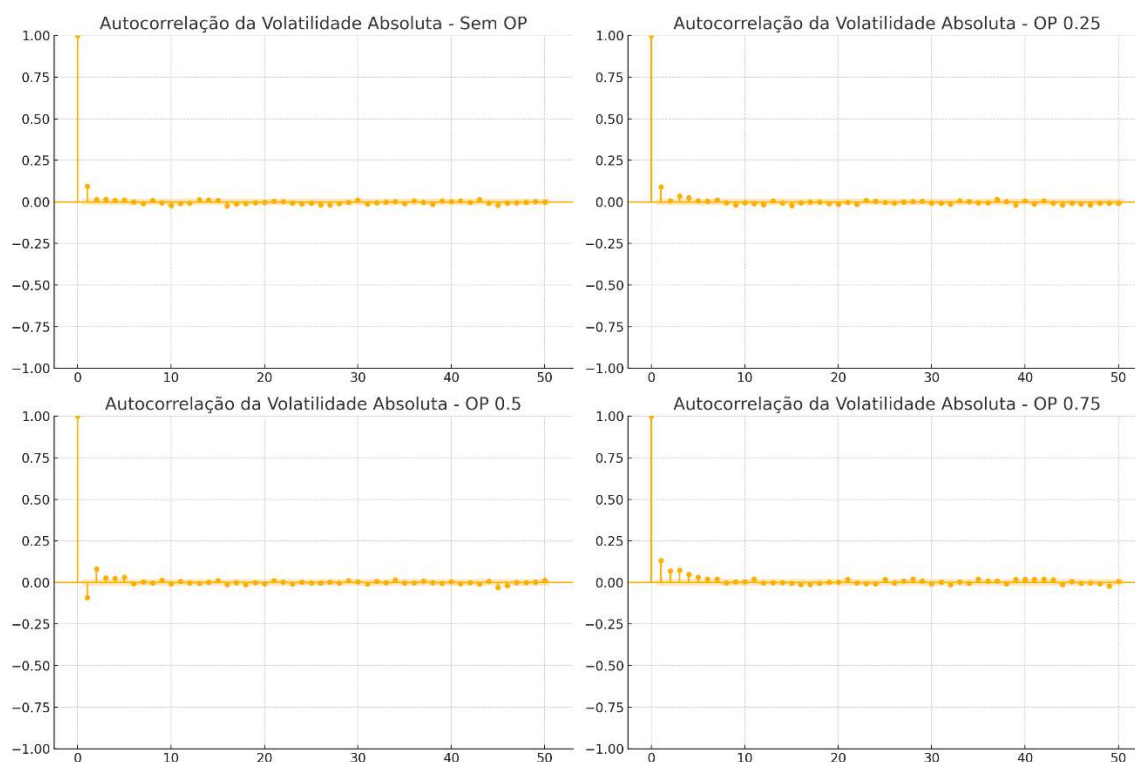
Autocorrelação dos Retornos e da Volatilidade

Apresenta-se, a seguir, os gráficos de autocorrelação (ACF) para os retornos e a volatilidade, com os 50 primeiros *lags*, em diferentes níveis de viés de otimismo. A análise busca identificar dois fatos estilizados dos mercados financeiros: a ausência de autocorrelação nos retornos e a presença de autocorrelação persistente na volatilidade.

Gráfico 13: Autocorrelação dos Retornos com Viés do Otimismo

Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

Em todos os cenários (sem viés e com OP 0.25, 0.5, 0.75), a autocorrelação dos retornos decai rapidamente e oscila em torno de zero. Isso é compatível com a hipótese de ruído branco, ou seja, os retornos não apresentam dependência temporal significativa., corroborando com o fato estilizado.

Gráfico 14: Autocorrelação da Volatilidade com Viés do Otimismo

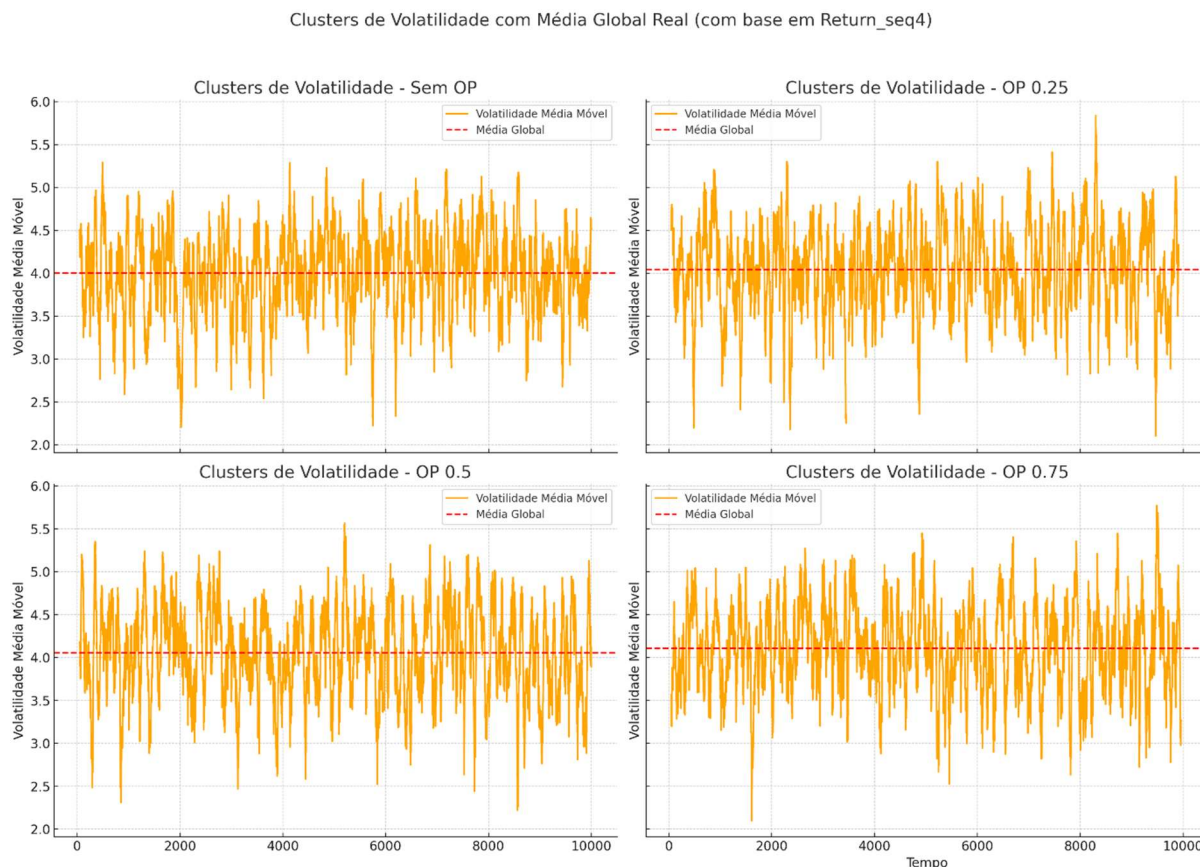
Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

Todos os cenários apresentam autocorrelação positiva persistente, indicando o fenômeno de *clustering* de volatilidade. No entanto, há diferenças sutis na intensidade e persistência do efeito conforme o nível de viés. Sem viés apresenta autocorrelação moderada e decrescente. A volatilidade tende a se agrupar, mas o efeito é menos pronunciado. Em OP 0.25 a autocorrelação se intensifica nas primeiras defasagens, sugerindo que o início do feedback positivo já aumenta a persistência de períodos voláteis. OP 0.5 apresenta o padrão de autocorrelação mais forte e prolongado. Isso sugere que o sistema entra em um regime onde explosões de volatilidade se retroalimentam, compatível com comportamentos especulativos induzidos por otimismo intermediário. Em OP 0.75 a autocorrelação continua elevada, mas tende a decair de forma mais regular. Isso pode indicar que o otimismo extremo estabiliza a direção das decisões (predominância de compra), mas ainda mantém uma estrutura volátil devido a correções periódicas.

Clustering de Volatilidade

A figura a seguir apresenta a volatilidade local dos retornos simulados, calculada por meio do desvio padrão em janelas móveis de 50 *lags*.

Gráfico 15: Comparação de *Clustering* de Volatilidade com Viés do Otimismo



Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

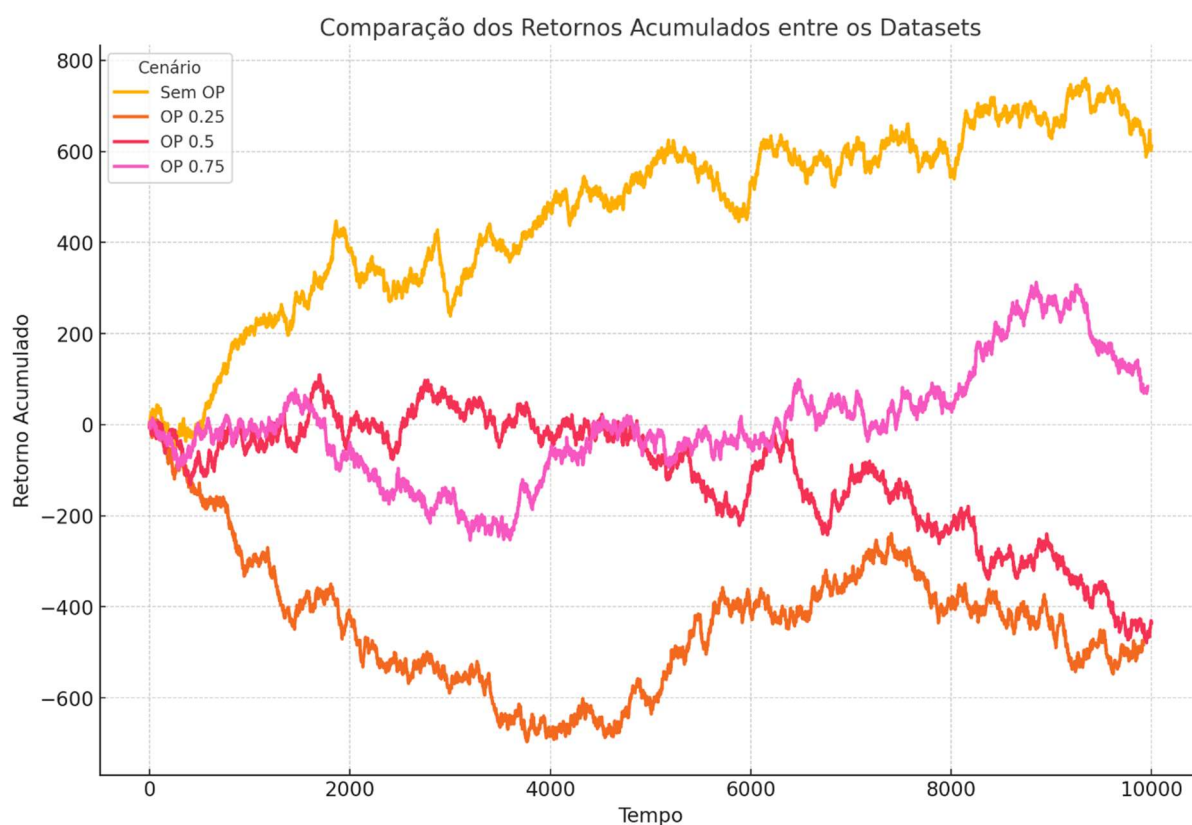
No cenário sem viés a volatilidade local varia de forma mais suave, mas ainda exibe agrupamentos, indicando que o próprio sistema gera flutuações endógenas, mesmo sem reforço emocional dos agentes. Em OP 0.25 e OP 0.5, os agrupamentos tornam-se mais frequentes e intensos. Isso sugere que a introdução de um viés otimista moderado aumenta a propensão a ciclos especulativos, com picos de volatilidade seguidos de calmarias. Já, em OP 0.75, embora ainda existam clusters de volatilidade, a trajetória parece mais controlada e regularizada. O viés forte gera um comportamento mais homogêneo entre os agentes, o que suaviza as transições abruptas.

O sistema indica choques de instabilidade não ocorrem de forma isolada, mas sim em pacotes temporais. O viés de otimismo intensifica ou suaviza esse efeito dependendo de sua magnitude, moldando a dinâmica coletiva do mercado.

Retornos Acumulados e Mudanças de Regime

O gráfico mostra a trajetória dos retornos acumulados ao longo do tempo, permitindo identificar tendências e possíveis mudanças de regime nos diferentes níveis de viés de otimismo:

Gráfico 16: Retornos Acumulados com Viés do Otimismo



Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

Os retornos acumulados ao longo do tempo mostram diferentes trajetórias quando são comparadas a simulação sem OP com as que possuem OP. Sem OP mostra crescimento contínuo, com um padrão relativamente estável e retornos acumulados positivos ao final do período. OP 0.25 e OP 0.5 são cenários que apresentam quedas acentuadas nos retornos acumulados, refletindo os efeitos adversos do feedback positivo intermediário. OP 0.75, apesar

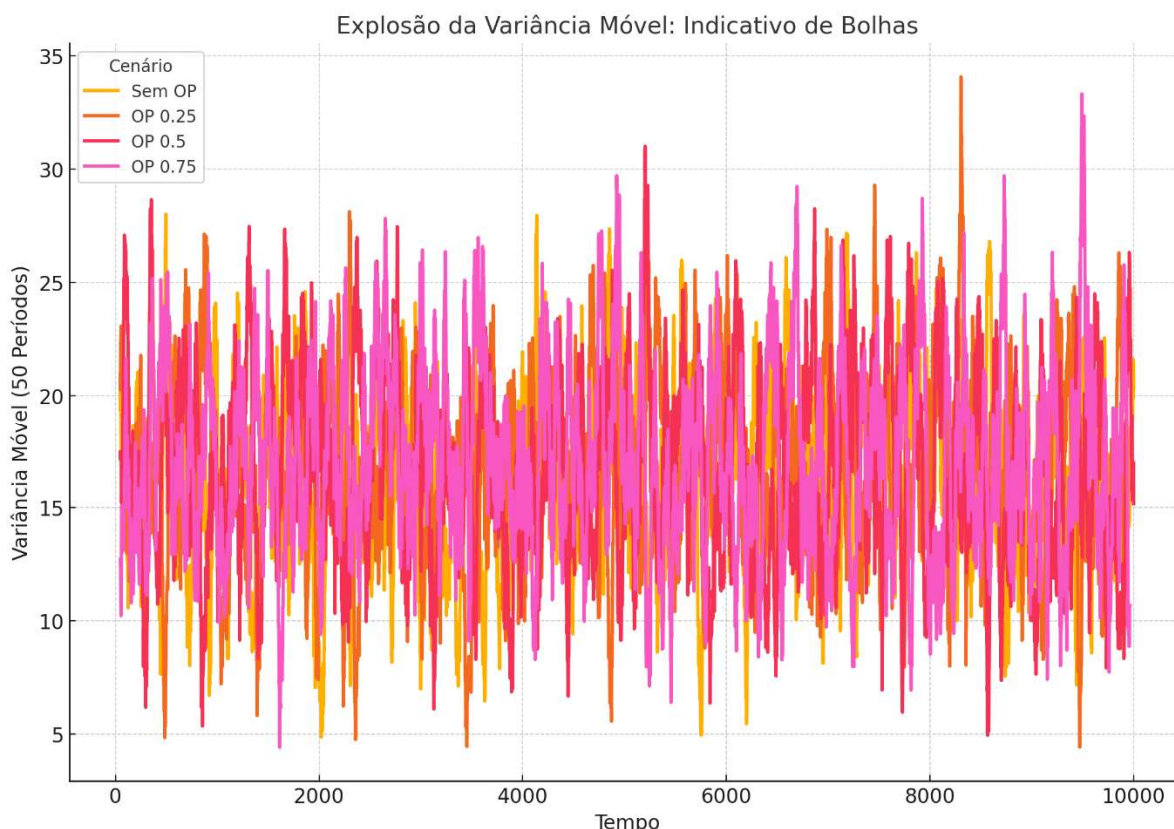
de maior volatilidade ao longo do tempo, apresenta uma recuperação e termina com um retorno acumulado levemente positivo.

Os resultados mostram que diferentes intensidades de viés de otimismo não afetam apenas o nível de preço, mas também a direção e estabilidade da tendência acumulada. Enquanto a ausência de viés leva a um crescimento robusto, níveis intermediários (como OP 0.25 e OP 0.5) induzem instabilidade e regimes negativos. Já o viés mais forte (OP 0.75) pode, com o tempo, estabilizar o sistema e revertê-lo a um ciclo positivo, um reflexo das dinâmicas não lineares de feedback no modelo.

Explosão de Variância (Bolhas)

O gráfico apresenta a detecção de bolhas com base na explosão de variância nos retornos simulados.

Gráfico 17: Variância Móvel (indicativo de bolhas) com Viés do Otimismo



Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

No cenário sem OP observa-se a presença de diversas explosões localizadas ao longo do tempo, com picos espaçados e relativamente curtos. Isso indica que, mesmo sem viés de

otimismo, há instabilidade pontual, mas o sistema tende a retornar rapidamente ao equilíbrio. OP 0.25 apresenta o maior número de episódios de bolha, com picos mais frequentes e duradouros. Esse nível intermediário de otimismo parece amplificar desajustes, criando um ambiente propício a instabilidades recorrentes. Em OP 0.5, apesar do viés moderado, o número de explosões não é tão elevado quanto no caso anterior, mas ainda existem surtos visíveis de instabilidade.

Por fim, OP 0.75 mostra comportamento relativamente mais controlado que OP 0.25, com menos bolhas detectadas, ainda que algumas sejam intensas. Esse nível alto de otimismo pode gerar coordenação suficiente para amortecer flutuações extremas, exceto quando a massa crítica de agentes otimistas provoca desequilíbrio súbito.

O padrão observado indica a presença de explosões de variância e bolhas especulativas mesmo em modelos baseados apenas em interação entre agentes. O viés de otimismo atua como amplificador desses episódios, especialmente em níveis intermediários, onde há feedback suficiente para gerar instabilidade, mas não coordenação suficiente para suprimir totalmente os excessos.

4.4.2 Excesso de Confiança

O excesso de confiança é modelado como uma tendência dinâmica que depende das condições do mercado (notícias e retornos). Assim, o excesso de confiança é acionado apenas quando as notícias e retornos possuem o mesmo sinal e incide sobre o termo de imitação, $K_{ij}(t)$. Alterando a fórmula:

$$K_{ij}(t) = b_{ij} + \alpha_i K_{ij}(t-1) + (1 + OC \cdot h(r(t-1)G(t-1)))\beta r(t-1)G(t-1) \quad (20)$$

OC controla o grau de excesso de confiança

h função Heaviside:

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x > 0 \\ 0 & \text{se } x \leq 0 \end{cases} \quad (21)$$

Assim, se o termo $(r(t-1)G(t-1))$ pode ativar o excesso de confiança tanto quando r e G são positivos quanto quando são negativos.

4.4.2.1 Resultados

Os resultados, assim como a inserção de viés do otimismo, têm como objetivo verificar se o modelo replica os mesmos fatos estilizados do modelo original: ausência de autocorrelações (com exceção de escalas de tempo extraordinariamente pequenas), caudas pesadas e *clustering* de volatilidade.

Para isso, compara-se a simulação sem excesso de confiança (OC), ou seja, a simulação original do modelo Sornette e Zhou (2003) com simulações com excesso de confiança possuindo os valores 0,25; 0,5 e 0,75.

Estatísticas Descritivas

Na tabela abaixo seguem as estatísticas descritivas da simulação:

Tabela 5: Estatísticas Descritivas com Excesso de Confiança

	ln(pt)			retorno=ln(pt/p(t-1))		
	Média	Moda	Variância	Média	Moda	Variância
Sem OC	2,4591	2,1099	0,0238	0,0611	-9,999	16,1968
OC 0.25	2,2684	2,0219	0,0077	-0,0403	-9,9867	16,2952
OC 0.5	1,9225	1,2974	0,0377	1,2871	-0,004	6,2798
OC 0.75	2,1472	1,9197	0,0066	-0,0436	-9,996	15,8302

Fonte: elaboração própria a partir de dados calculados por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

A média de $\ln(p(t))$ cai de 2.4591 (Sem OC) para 1.9225 (OC 0.5), refletindo uma redução contínua dos preços médios com o aumento da confiança até um ponto crítico. Com OC 0.75, a média volta a subir para 2.147, sugerindo um comportamento não linear. Isso pode indicar que níveis muito altos de excesso de confiança levam o sistema a uma nova dinâmica, como uma estabilização artificial induzida por comportamento coletivo excessivamente otimista.

A moda também varia de forma significativa. No cenário de OC 0.5, a moda é bastante baixa (1.297), sinalizando maior dispersão dos preços e eventos atípicos. Em OC 0.75, a moda

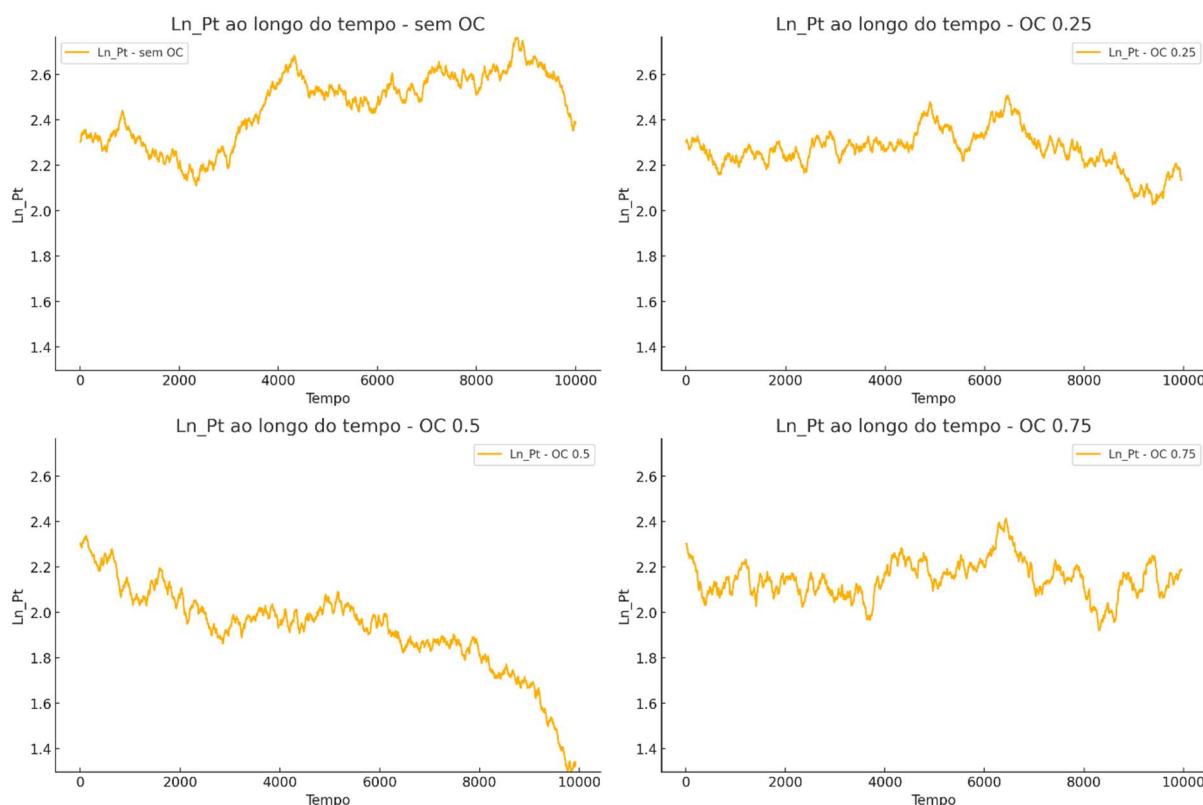
sobe para 1.920, aproximando-se da média, o que pode refletir uma concentração mais forte dos preços em torno de um valor central.

O retorno médio inverte com OC 0.25, tornando-se negativo, o que indica a predominância de quedas. Em OC 0.5 há uma média altamente positiva e baixa variância, sinalizando uma possível bolha de crescimento. Já em OC 0.75, a média volta a valores baixos com alta variância, sugerindo um retorno ao padrão volátil. A moda extremamente negativa em quase todos os casos indica a presença recorrente de eventos extremos de queda, característica de crises financeiras simuladas.

Evolução dos Preços

A seguir, são apresentados os gráficos da evolução dos preços simulados para quatro cenários distintos, cada um representando diferentes níveis de viés de excesso de confiança entre os agentes.

Gráfico 18: Trajetória dos Preços com Excesso de Confiança



Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics

No cenário sem OC a curva apresenta um padrão de crescimento constante, com pequenas oscilações e ajustes naturais. Já em OC 0.25 observa-se uma elevação clara na amplitude das variações de preços com oscilações maiores em comparação com o cenário sem viés. OC 0.5 apresenta padrão errático, com alta frequência de picos e quedas. A curva revela ciclos curtos de crescimento abrupto seguidos de correções. Por fim, em OC 0.75, apesar das oscilações, observa-se uma tendência crescente clara, com longos períodos de alta coordenada. Isso indica que O excesso de confiança é tão forte que gera uma coordenação quase automática entre agentes, comportamento coletivo dominante Implicação: O sistema entra em uma fase de comportamento coletivo estável, mas artificialmente impulsionado, potencialmente perigoso em caso de reversão do otimismo.

Distribuições dos Retornos Logarítmicos

Para compreender os impactos do viés de excesso de confiança na distribuição dos retornos financeiros, analisamos dois aspectos estatísticos fundamentais: curtose e assimetria (skewness).

Tabela 6: Assimetria e Curtose com Excesso de Confiança

	Assimetria (Skewness)	Curtose
Sem OP	0,0247	0,6837
OP 0.25	0,029	0,6567
OP 0.5	2,0587	2,9845
OP 0.75	0,0168	0,7847

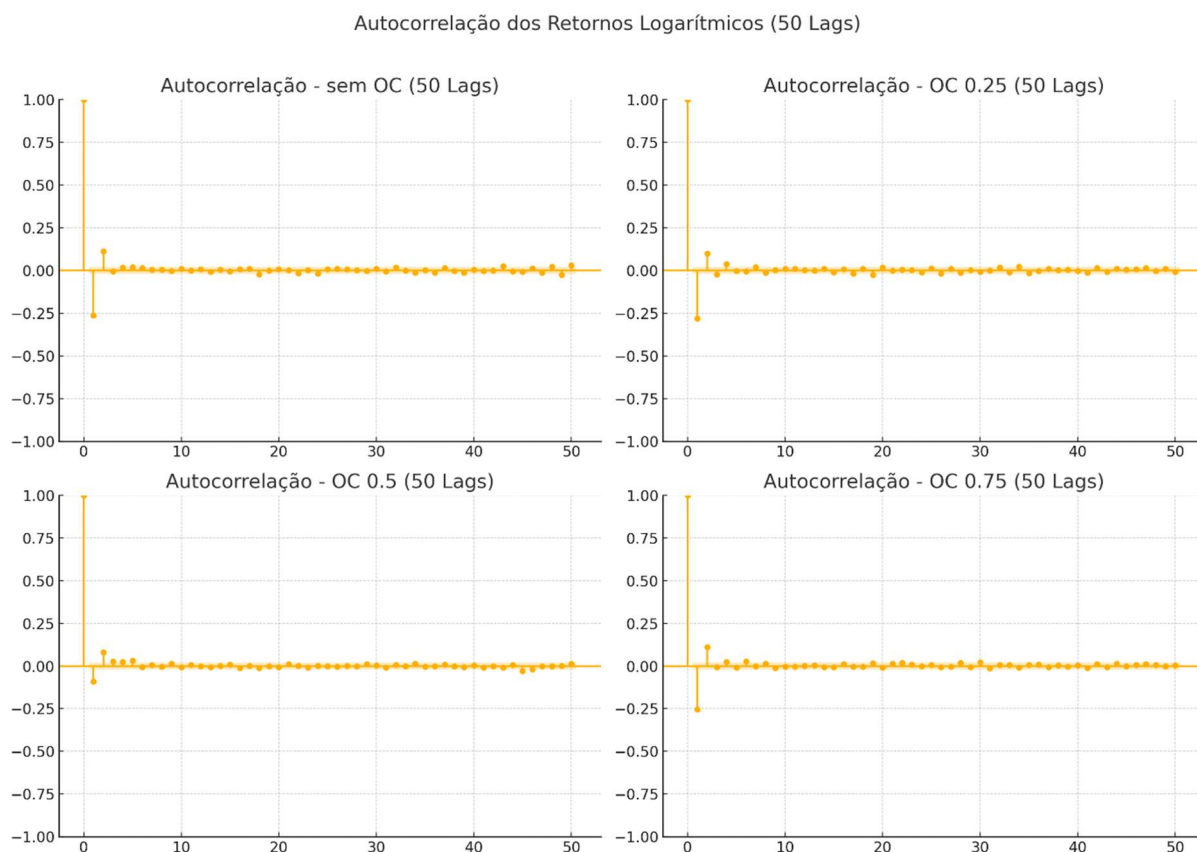
Fonte: elaboração própria a partir de dados calculados por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

Todos os cenários apresentam evidência de caudas pesadas, sendo mais pronunciado em OC 0.5, o que indica a maior presença de *outliers*. Apenas o cenário OC 0.5 demonstra assimetria significativa, indicando maior ocorrência de grandes movimentos positivos.

Autocorrelação dos Retornos e da Volatilidade

Para investigar a dinâmica temporal dos retornos financeiros simulados, aplica-se a função de autocorrelação (ACF) tanto sobre os retornos quanto sobre a volatilidade, representada por seu valor absoluto nos diferentes cenários de excesso de confiança.

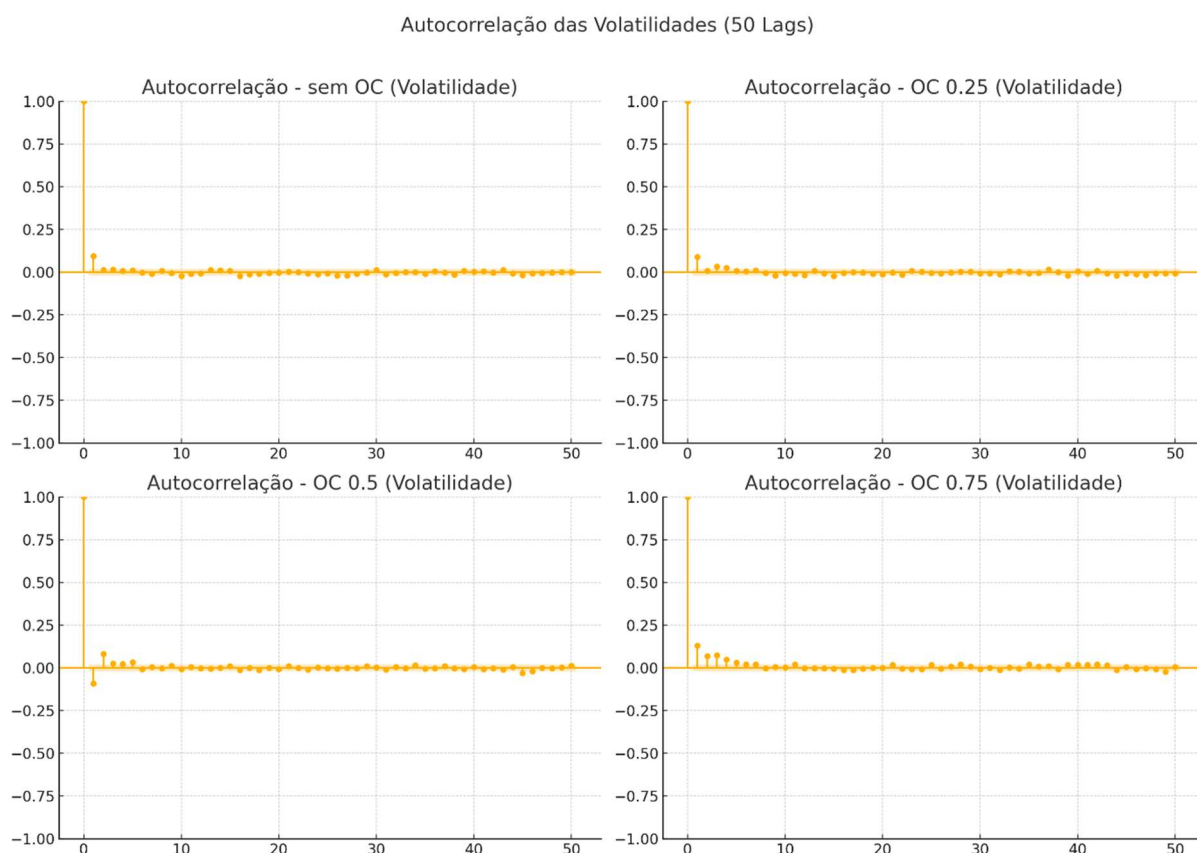
Gráfico 19: Autocorrelação dos Retornos com Excesso de Confiança



Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

A autocorrelação dos retornos logarítmicos com 50 *lags* permite observar que os retornos apresentam correlação significativa apenas nos primeiros *lags*. O restante dos valores de autocorrelação oscila em torno de zero sem qualquer estrutura persistente. Isso indica que os retornos passados não possuem capacidade preditiva sobre os retornos futuros. O modelo reproduz corretamente a ausência de autocorrelação nos retornos financeiros. Isso também indica que, mesmo com excesso de confiança, os retornos individuais permanecem imprevisíveis no curto prazo.

Gráfico 20: Autocorrelação da Volatilidade com Excesso de Confiança



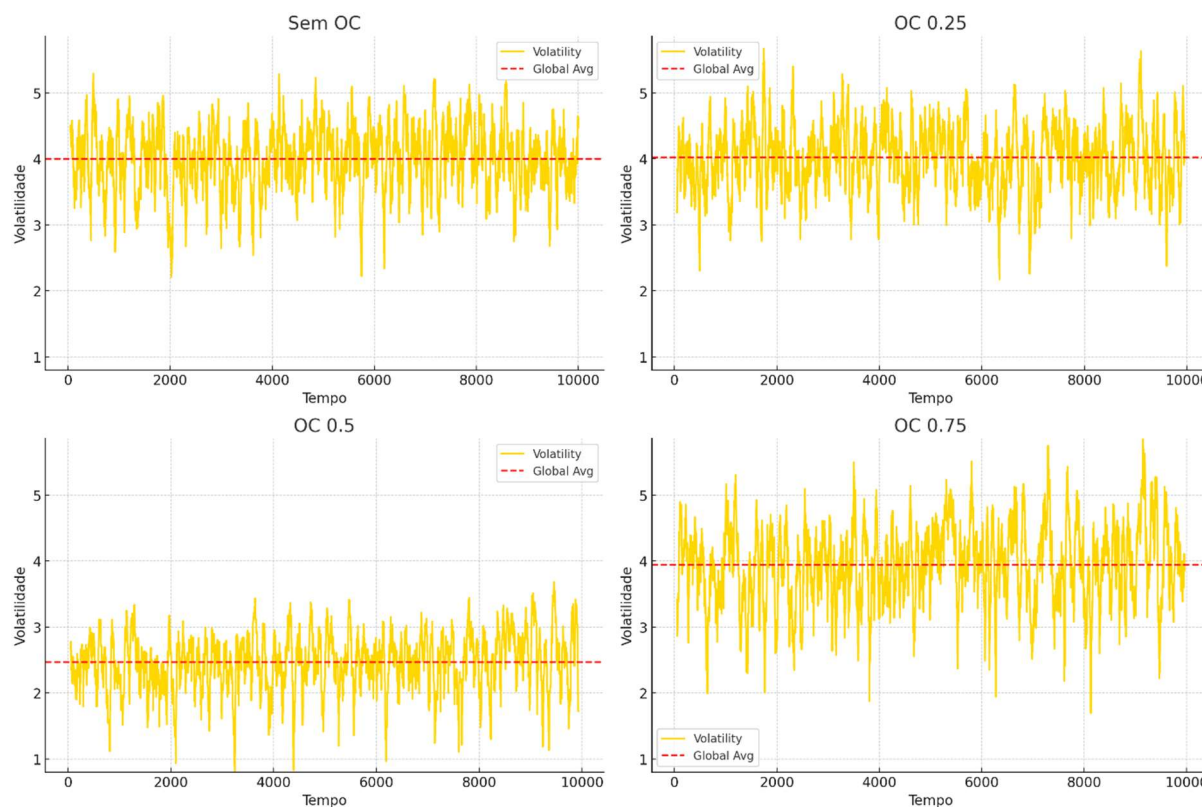
Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

À medida que o excesso de confiança aumenta, o modelo evidencia forte persistência na volatilidade. Isso reflete o comportamento herdado da dinâmica de imitação — quando agentes agem em grupo, a volatilidade não só aumenta como permanece elevada por longos períodos. OC 0.5 demonstra o padrão mais instável, enquanto OC 0.75 sugere um regime de alta coordenação social.

Clustering de Volatilidade

A seguir, analisamos o fenômeno de *clustering* de volatilidade, caracterizado pela tendência de períodos de alta ou baixa volatilidade ocorrerem de forma agrupada no tempo. Para isso, calculamos a volatilidade local como o desvio padrão dos retornos em janelas móveis de 50 *lags*.

Gráfico 21: Comparação de *Clustering* de Volatilidade com Excesso de Confiança



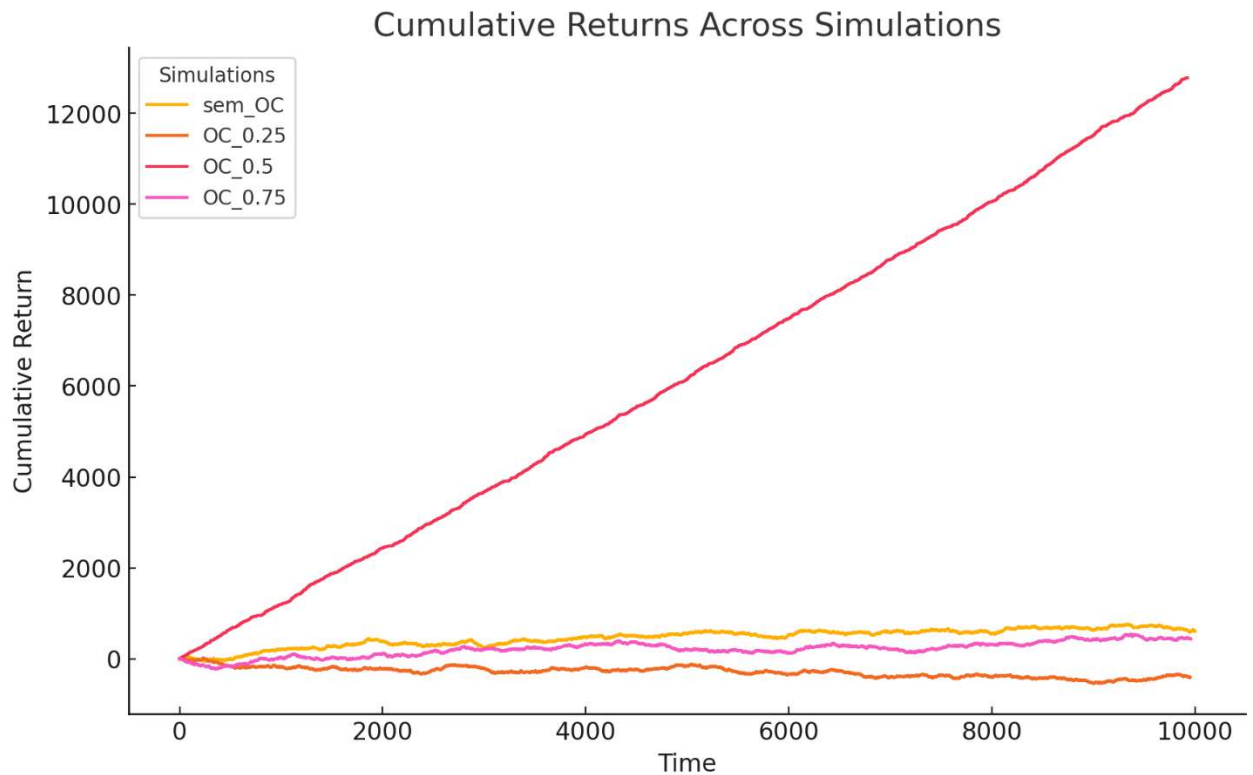
Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

Para cada conjunto de dados, a volatilidade foi calculada como o desvio padrão dos retornos, usando uma janela móvel de 50 períodos. Isso permite identificar flutuações locais na volatilidade ao longo do tempo.

Diante disso, a linha vermelha indica a média global de volatilidade que possui os seguintes valores: sem OC = 4; OC 0.25 = 4,02; OC 0.5 = 2,46; OC 0.75 = 3,94. Sem OC mostra flutuações menos intensas e mais espaçadas. OC 0.25 e OC 0.5 exibem aglomerados frequentes e mais extremos, principalmente OC 0.5. OC 0.75, embora com picos, apresenta uma estrutura de volatilidade mais estável, mas elevada.

Retornos Acumulados e Mudança de Regime

O gráfico de retornos acumulados revela diferenças claras nos regimes de comportamento entre os diferentes níveis de excesso de confiança (OC).

Gráfico 22: Retornos Acumulados com Excesso de Confiança

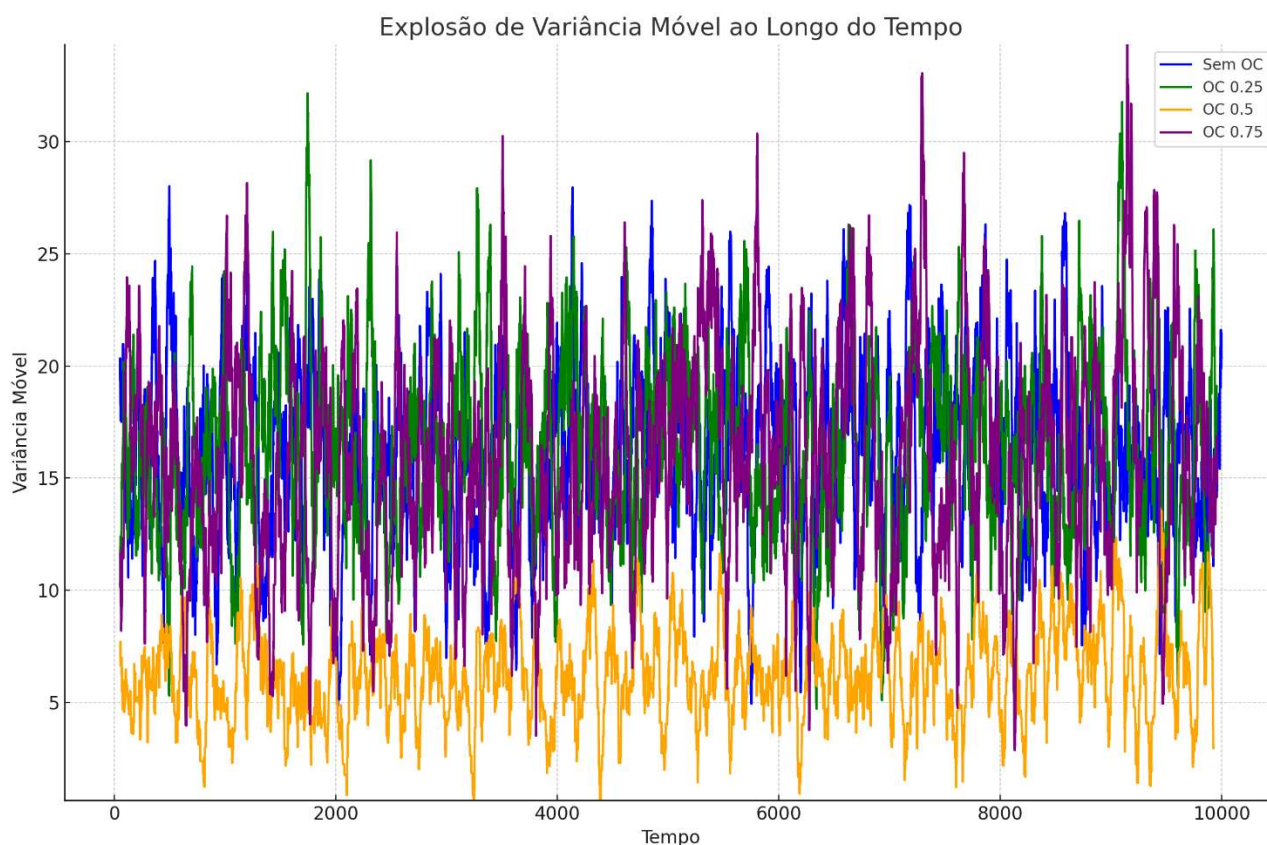
Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

O gráfico apresenta a evolução dos retornos acumulados ao longo do tempo para os quatro dataset. Sem OC mostra uma trajetória relativamente estável, com flutuações moderadas ao longo do tempo. OC 0.25 apresenta um padrão similar a simulação sem OC, mas com flutuações um pouco mais pronunciadas, refletindo o impacto inicial de OC. OC 0.5 mostra uma trajetória com maior crescimento acumulado, provavelmente devido à presença de OC médio, que amplifica os retornos positivos. OC 0.75 Apesar do alto nível de excesso de confiança, o retorno acumulado é mais volátil, com períodos de crescimento intenso seguidos de estagnação ou declínio. Os retornos acumulados sugerem que o nível de OC afeta não apenas a intensidade, mas também a volatilidade do crescimento ao longo do tempo.

Explosão de Variância (Bolhas)

A análise da variância móvel revelou padrões distintos de comportamento explosivo entre os diferentes níveis de excesso de confiança.

Gráfico 23: Variância Móvel (indicativo de bolhas) com Excesso de Confiança



Fonte: Gráfico gerado por OPENAI. ChatGPT Advanced Big Data Analytics.

A simulação sem OC apresenta variância móvel relativamente alta e consistente. Não há indício de explosões extremas, mas flutuações amplas são comuns. Em OC 0.25 a variância móvel é visivelmente mais baixa em comparação ao "Sem OC". O cenário OC 0.5 é o mais estável entre os quatro. Já em OC 0.75 a variância móvel retorna a níveis mais altos e mostra picos que podem indicar instabilidade.

Portanto, a progressão do OC está fortemente associada a um aumento do risco de formação de bolhas, com a variância se tornando um indicador crucial desses períodos de instabilidade.

Pequenos níveis de confiança excessiva (OC 0.25 e OC 0.5) têm um efeito estabilizador. Níveis mais altos (OC 0.75) podem criar instabilidades. Bolhas financeiras são mais prováveis

em cenários sem OC e OC 0.75. Cenários intermediários (OC 0.25 e OC 0.5) reduzem significativamente a probabilidade de explosões.

4.5 Conclusão

Excesso de Confiança e Viés do otimismo são amplamente estudados e consolidados na literatura. No contexto do mercado financeiro não é diferente, a eles são atribuídos diversos fenômenos de distorção como excesso de negociações, volatilidade e até mesmo bolhas e *crashes*.

Em ABMs usualmente são testados sentimentos, sejam eles positivos ou negativos e excesso de confiança. Este último usualmente é inserido como um erro de calibração e aliado ao viés da autoatribuição o que traz um aspecto que incide mais sobre valores positivos.

Na simulação testada o viés do otimismo aumenta a volatilidade nos modelos apesar de continuarem corroborando com os fatos estilizados verificados no modelo original. O modelo, mesmo com estrutura simples e baseado apenas em decisões binárias influenciadas socialmente, indicam que o nível de viés de otimismo influencia não só o preço médio, mas também a estabilidade, a formação de bolhas e os regimes de retorno acumulado. Os resultados evidenciam que a auto-organização e o feedback entre agentes são suficientes para gerar complexidade macroeconômica realista, incluindo fases especulativas, instabilidade e reversões de tendência.

Já o excesso de confiança quando combinado com feedback positivo entre agentes, não apenas distorce a percepção do risco, mas também desencadeia dinâmicas autossustentáveis que podem levar à formação de bolhas especulativas. Atua como um amplificador das dinâmicas de mercado: ele não gera previsibilidade direta nos retornos, mas intensifica a instabilidade, promove comportamentos extremos, e aumenta a probabilidade de crises autoalimentadas.

5. Considerações Finais

A Economia Comportamental e *Agent Based Model* possuem um grande potencial quando modelados em conjunto, com a economia comportamental lidando com os limites internos (cognitivos) e os Agent Based Model (ABM) lidando com os limites externos. Ao mesmo tempo nos quais as críticas às duas áreas também podem se beneficiar dessa junção.

O Mercado Financeiro também é uma área sólida para se medir esses dados por ser um ambiente relativamente fechado e com riqueza no histórico de dados.

O modelo JLS demonstra um grande potencial para abordar esse tópico, pois incorpora o conceito de racionalidade limitada, configurando-se como um modelo baseado em agentes (ABM) que naturalmente integra elementos comportamentais. As modificações introduzidas no modelo incluem: ampliação do número de agentes (ou vizinhos) que influenciam cada indivíduo, a introdução de um viés de otimismo representado por um parâmetro que afeta diretamente as decisões de compra, e a adição do efeito de excesso de confiança.

Os resultados confirmam que o modelo mantém os fatos estilizados observados na versão original, como caudas pesadas, ausência de correlação nos retornos e agrupamento de volatilidade. O aumento no número de vizinhos influentes levou a uma maior instabilidade no sistema, manifestada pelo crescimento de clusters de volatilidade e pela possibilidade de formação de bolhas. O viés do otimismo foi associado a uma elevação na volatilidade do mercado, enquanto o excesso de confiança mostrou um efeito potencialmente estabilizador. Este efeito, ao inferir confiança mesmo diante de retornos negativos e notícias adversas, pode ter atenuado sinais de bolhas no sistema.

Como sugestão de continuidade o primeiro passo seria testar uma simulação com os dois componentes em conjunto, excesso de confiança e viés do otimismo. Após isso, um passo comum que aparece na literatura é testar a aversão à perda que usualmente exerce o papel de estabilizar do modelo.

Referências

- ALLAIS, M. Le comportement de l'homme rationnel devant le risque: Critique des postulats et axiomes de l'Ecole Americaine. **Econometrica** 21:503-46, 1953.
- AHNERT, Toni; BERTSCH, Christoph. A wake-up call theory of contagion. **Review of Finance**, v. 26, n. 4, p. 829-854, 2022.
- ANGNER, Erik; LOEWENSTEIN, George. Behavioral economics. **Handbook of the philosophy of science: Philosophy of economic**, p. 641-690, 2007.
- AKERLOF, George A.; SHILLER, Robert J. **Animal spirits: How human psychology drives the economy, and why it matters for global capitalism**. Princeton university press, 2010.
- ARTHUR, W. Brian. Inductive reasoning and bounded rationality. **The American economic review**, v. 84, n. 2, p. 406-411, 1994.
- BANG, Dan; FRITH, Chris D. Making better decisions in groups. **Royal Society open science**, v. 4, n. 8, p. 170193, 2017.
- BARBERIS, Nicholas. Psychology-based models of asset prices and trading volume. In: **Handbook of behavioral economics: applications and foundations 1**. North-Holland, 2018. p. 79-175.
- BAZERMAN, Max H.; MOORE, Don A. **Judgment in managerial decision making**. John Wiley & Sons, 2012.
- BARBER, Brad et al. Can investors profit from the prophets? Security analyst recommendations and stock returns. **The Journal of finance**, v. 56, n. 2, p. 531-563, 2001.
- BARBERIS, Nicholas. Psychology-Based Models of Asset Prices and Trading Volume. In: BERNHEIM, B. Douglas; DELLAVIGNA, Stefano; LAIBSON, David. **Handbook of Behavioral Economics-Foundations and Applications 2**. Elsevier, 2019.
- BARBERIS, Nicholas; THALER, Richard. A survey of behavioral finance. **Handbook of the Economics of Finance**, v. 1, p. 1053-1128, 2003.
- BARRO, Robert J. What are the odds of a depression?. **Wall Street Journal**, v. 4, 2009.
- Berberis, BERNHEIM, B. Douglas; DELLAVIGNA, Stefano; LAIBSON, David. **Handbook of Behavioral Economics-Foundations and Applications 2**. Elsevier, 2019.
- BENSON, Buster. Cognitive bias cheat sheet. *Better Humans*, v. 1, 2016.
- BENTHAM, Jeremy. **The collected works of Jeremy Bentham: An introduction to the principles of morals and legislation**. Clarendon Press, 1996.
- BERTELLA, Mario A., PIRES, F. R., FENG, L., & STANLEY, H. E. Confidence and the stock market: An agent-based approach. **PloS one**, v. 9, n. 1, p. e83488, 2014.

BERTELLA, Mario A., PIRES, F. R., REGO, H. H., Silva, J. N., VODENSKA, I., & STANLEY, H. E. et al. Confidence and self-attribution bias in an artificial stock market. **PLoS One**, v. 12, n. 2, p. e0172258, 2017.

BERTELLA, Mario A.; SILVA, Jonathas N.; STANLEY, H. Eugene. Loss aversion, overconfidence and their effects on a virtual stock exchange. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 554, p. 123909, 2020.

BIKHCHANDANI, Sushil et al. Information cascades and social learning. **Journal of Economic Literature**, v. 62, n. 3, p. 1040-1093, 2024.

BOX, George EP. Robustness in the strategy of scientific model building. In: **Robustness in statistics**. Academic Press, 1979. p. 201-236.

CAIANI, A., RUSSO, A., PALESTRINI, A., & GALLEGATI, M. **Economics with Heterogeneous Interacting Agents**. New Economic Windows, Springer Series, 2016.

CAMERER, Colin F. Advances in behavioral economics. **Russel Sage Foundation**, 2004.

CAMERER, Colin F.; THALER, Richard. Anomalies: Dictators, ultimatum, and manners. **Journal of Economic Perspectives**, v. 9, n. 2, p. 209-219, 1995.

CONT, Rama. Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues. **Quantitative finance**, v. 1, n. 2, p. 223, 2001.

CONT, Rama; BOUCHAUD, Jean-Philippe. Herd behavior and aggregate fluctuations in financial markets. **Macroeconomic dynamics**, v. 4, n. 2, p. 170-196, 2000.

DAMÁSIO, António. **O erro de Descartes: emoção, razão e o cérebro humano**. Editora Companhia das Letras, 2012.

DAWES, Robyn M.; THALER, Richard H. Anomalies: cooperation. **Journal of economic perspectives**, v. 2, n. 3, p. 187-197, 1988.

DE BONDT, Werner FM; THALER, Richard H. Anomalies: A mean-reverting walk down Wall Street. **Journal of Economic Perspectives**, v. 3, n. 1, p. 189-202, 1989.

DEQUECH, David. Bounded rationality, institutions, and uncertainty. **Journal of economic issues**, v. 35, n. 4, p. 911-929, 2001.

DEVENOW, Andrea; WELCH, Ivo. Rational herding in financial economics. **European economic review**, v. 40, n. 3-5, p. 603-615, 1996.

DIECI, Roberto; HE, Xue-Zhong. Heterogeneous agent models in finance. **Handbook of computational economics**, v. 4, p. 257-328, 2018.

ELLSBERG, Daniel. Risk, ambiguity, and the Savage axioms. **The quarterly journal of economics**, p. 643-669, 1961.

FAMA, Eugene F. Efficient capital markets. **Journal of finance**, v. 25, n. 2, p. 383-417, 1970.

FAMA, Eugene F. The behavior of stock-market prices. **The journal of Business**, v. 38, n. 1, p. 34-105, 1965.

FARMER, J. Doyne; FOLEY, Duncan. The economy needs agent-based modelling. **Nature**, v. 460, n. 7256, p. 685-686, 2009.

FOSTER, John. From simplistic to complex systems in economics. **Cambridge Journal of Economics**, v. 29, n. 6, p. 873-892, 2005.

FRIEDMAN, Milton. **The Methodology of Positive Economics**. Essays in Positive Economics/University of Chicago Press, 1953.

FROOT, Kenneth A.; THALER, Richard H. Anomalies: foreign exchange. **Journal of economic perspectives**, v. 4, n. 3, p. 179-192, 1990.

FRYDMAN, Cary; CAMERER, Colin F. The psychology and neuroscience of financial decision making. **Trends in cognitive sciences**, v. 20, n. 9, p. 661-675, 2016.

FURTADO, Bernardo Alves; SAKOWSKI, Patrícia Alessandra Morita Editora; TÓVOLI, Marina Haddad Editora. **Modelagem de sistemas complexos para políticas públicas**. 2015.

GARBER, Peter M. Tulipmania. **Journal of political Economy**, v. 97, n. 3, p. 535-560, 1989.

GISLER, Monika; SORNETTE, Didier. Testing the Social Bubble Hypothesis on the Early Dynamics of a Scientific Project: The FET Flagship Candidate FuturICT (2010–2013). **Entropy**, v. 23, n. 10, p. 1279, 2021.

GIGERENZER, Gerd; GAISSMAIER, Wolfgang. Heuristic decision making. **Annual review of psychology**, v. 62, p. 451-482, 2011.

GONÇALVES, Carlos Pedro. Artificial Financial Market Model.
[https://ccl.northwestern.edu/netlogo/models/community/Herding Financial Market Model](https://ccl.northwestern.edu/netlogo/models/community/Herding%20Financial%20Market%20Model/), 2003.

GRAHAM, John R. Herding among investment newsletters: Theory and evidence. **The Journal of Finance**, v. 54, n. 1, p. 237-268, 1999.

HALLSWORTH, Michael. A manifesto for applying behavioural science. **Nature Human Behaviour**, v. 7, n. 3, p. 310-322, 2023.

HEATH, Chip; GONZALEZ, Rich. Interaction with others increases decision confidence but not decision quality: Evidence against information collection views of interactive decision making. **Organizational Behavior and Human Decision Processes**, v. 61, n. 3, p. 305-326, 1995.

HENDERSHOTT, Terrence; JONES, Charles M.; MENKVELD, Albert J. Does algorithmic trading improve liquidity?. **The Journal of finance**, v. 66, n. 1, p. 1-33, 2011.

HIRSHLEIFER, David. Behavioral finance. **Annual Review of Financial Economics**, v. 7, p. 133-159, 2015.

HUBERMAN, Gur; REGEV, Tomer. Contagious speculation and a cure for cancer: A nonevent that made stock prices soar. **The Journal of Finance**, v. 56, n. 1, p. 387-396, 2001.

JAGER, Wander. Using agent-based modelling to explore behavioural dynamics affecting our climate. **Current opinion in psychology**, v. 42, p. 133-139, 2021.

JANIS, Irving L. Victims of groupthink: A psychological study of foreign-policy decisions and fiascoes. 1972.

JENSEN, Michael C. Some anomalous evidence regarding market efficiency. **Journal of financial economics**, v. 6, n. 2/3, p. 95-101, 1978.

JOHANSEN, Anders; LEDOIT, Olivier; SORNETTE, Didier. Crashes as critical points. **International Journal of Theoretical and Applied Finance**, v. 3, n. 02, p. 219-255, 2000.

LAMONT, Owen A.; THALER, Richard H. Anomalies: The law of one price in financial markets. **Journal of Economic Perspectives**, v. 17, n. 4, p. 191-202, 2003.

LEE, Charles; SHLEIFER, Andrei; THALER, Richard H. Anomalies: Closed-end mutual funds. **Journal of economic Perspectives**, v. 4, n. 4, p. 153-164, 1990.

LOVRIC, Milan; KAYMAK, Uzey; SPRONK, Jaap. Modeling investor sentiment and overconfidence in an agent-based stock market. **Human systems management**, v. 29, n. 2, p. 89-101, 2010a.

LOVRIC, Milan; KAYMAK, Uzey; SPRONK, Jaap. Modeling loss aversion and biased self-attribution using a fuzzy aggregation operator. In: **International Conference on Fuzzy Systems**. IEEE, 2010b. p. 1-8.

LOVRIC, Milan. **Behavioral finance and agent-based artificial markets**. 2011.

LOEWENSTEIN, George; THALER, Richard H. Anomalies: intertemporal choice. **Journal of Economic perspectives**, v. 3, n. 4, p. 181-193, 1989.

LOEWENSTEIN, George F.; WEBER, Elke U.; HSEE, Christopher K.; WELCH, Ned. *Risk as feelings*. **Psychological Bulletin**, Washington, v. 127, n. 2, p. 267-286, 2001.

KAHNEMAN, Daniel. Maps of bounded rationality: Psychology for behavioral economics. **American economic review**, v. 93, n. 5, p. 1449-1475, 2003.

KAHNEMAN, Daniel; KNETSCH, Jack L.; THALER, Richard H. Anomalies: The endowment effect, loss aversion, and status quo bias. **Journal of Economic perspectives**, v. 5, n. 1, p. 193-206, 1991.

KAHNEMAN, Daniel; THALER, Richard H. Anomalies: Utility maximization and experienced utility. **Journal of economic perspectives**, v. 20, n. 1, p. 221-234, 2006.

KAHNEMAN, Daniel; TVERSKY, Amos. Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. **Econometrica**, v. 47, n. 2, p. 263-292, 1979.

KINDLEBERGER, Charles Poor; ALIBER, Robert Z.; SOLOW, Robert M. **Manias, panics, and crashes: A history of financial crises**. London: Palgrave Macmillan, 2005.

KIRMAN, Alan. **Complex economics: individual and collective rationality**. Routledge, 2010.

KIRMAN, Alan P. Whom or what does the representative individual represent?. **Journal of economic perspectives**, v. 6, n. 2, p. 117-136, 1992.

KNIGHT, Frank et al. Risk, uncertainty and profit. **Vernon Press Titles in Economics**, 2013.

LAKONISHOK, J., Shleifer, A., Thaler, R. H., & Vishny, R. W. Window Dressing by Pension Fund Managers. **The American Economic Review**, v. 81, n. 2, p. 227, 1991.

LEBARON. Agent-based computational finance. In L. Tesfatsion and K. L. Judd, editors, **Handbook of Computational Economics**, volume 2, chapter 24, pages 1187–1233. Elsevier, 1 edition, 2006.

LOEWENSTEIN, G. F., WEBER, E. U., HSEE, C. K., & WELCH, N. (2001). Risk as feelings. **Psychological bulletin**, 127(2), 267.

LUX, Thomas; MARCHESI, Michele. Scaling and criticality in a stochastic multi-agent model of a financial market. **Nature**, v. 397, n. 6719, p. 498-500, 1999.

MARKOWITZ, H., Portfolio selection. **Journal of Finance** 7, 1952, 77–91.

MENG, X., ZHANG, W., LI, Y., CAO, X., & FENG, X. Social media effect, investor recognition and the cross-section of stock returns. **International Review of Financial Analysis**, v. 67, p. 101432, 2020.

MODIGLIANI, F., MILLER, M., The cost of capital, corporation finance, and the theory of investment. **American Economic Review** 48, 261–297, 1958.

NIGAM, Rupali Misra; SRIVASTAVA, Sumita; BANWET, Devinder Kumar. Behavioral mediators of financial decision making—a state-of-art literature review. **Review of Behavioral Finance**, v. 10, n. 1, p. 2-41, 2018.

ONSAGER, Lars. Crystal statistics. I. A two-dimensional model with an order-disorder transition. **Physical Review**, v. 65, n. 3-4, p. 117, 1944.

OPENAI. ChatGPT - Advanced Data Analysis. Assistente virtual para análise avançada de dados. Disponível em: <https://chat.openai.com>. Acesso em: 12/12/2024.

PARKER, Wayne D.; PRECHTER, Robert R. Herding: An interdisciplinary integrative review from a socioeconomic perspective. **Available at SSRN 2009898**, 2005.

PONZI, Adam; AIZAWA, Yoji. Criticality and punctuated equilibrium in a spin system model of a financial market. **Chaos, Solitons & Fractals**, v. 11, n. 11, p. 1739-1746, 2000.

PRECHTER JR, Robert R. Unconscious herding behavior as the psychological basis of financial market trends and patterns. **The Journal of Psychology and Financial Markets**, v. 2, n. 3, p. 120-125, 2001.

PRECHTER JR, Robert R.; PARKER, Wayne D. The financial/economic dichotomy in social behavioral dynamics: the socioeconomic perspective. **The Journal of Behavioral Finance**, v. 8, n. 2, p. 84-108, 2007.

PRENDERGAST, Canice; STOLE, Lars. Impetuous youngsters and jaded old-timers: Acquiring a reputation for learning. **Journal of political Economy**, v. 104, n. 6, p. 1105-1134, 1996.

RABIN, Matthew; THALER, Richard H. Anomalies: risk aversion. **Journal of Economic perspectives**, v. 15, n. 1, p. 219-232, 2001.

RUBINSTEIN, Mark. Rational markets: yes or no? The affirmative case. **Financial Analysts Journal**, v. 57, n. 3, p. 15-29, 2001.

ROBERTS, John C.; CASTORE, Carl H. The effects of conformity, information, and confidence upon subjects' willingness to take risk following a group discussion. **Organizational Behavior and Human Performance**, v. 8, n. 3, p. 384-394, 1972.

ROZEFF, Michael S.; KINNEY JR, William R. Capital market seasonality: The case of stock returns. **Journal of financial economics**, v. 3, n. 4, p. 379-402, 1976.

RZESZUTEK, Marcin et al. Managerial overconfidence in initial public offering decisions and its impact on macrodynamics and financial stability: Analysis using an agent-based model. **Journal of Economic Dynamics and Control**, v. 118, p. 103965, 2020.

SANTONI, Gary J. et al. The great bull markets 1924-29 and 1982-87: speculative bubbles or economic fundamentals?. **Federal Reserve Bank of St. Louis Review**, v. 69, n. 9, p. 16-29, 1987.

SHAROT, Tali. The optimism bias. **Current biology**, v. 21, n. 23, p. R941-R945, 2011.

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

SHLEIFER, Andrei. **Inefficient markets: An introduction to behavioural finance**. Oup Oxford, 2000.

SHILLER, Robert J. Speculative prices and popular models. **Journal of Economic perspectives**, v. 4, n. 2, p. 55-65, 1990.

SHLEIFER, Andrei; VISHNY, Robert W. The limits of arbitrage. **The Journal of finance**, v. 52, n. 1, p. 35-55, 1997.

SIEGENFELD, Alexander F.; BAR-YAM, Yaneer. An introduction to complex systems science and its applications. **Complexity**, v. 2020, 2020.

SIEGEL, Jeremy J.; THALER, Richard H. Anomalies: The equity premium puzzle. **Journal of Economic Perspectives**, v. 11, n. 1, p. 191-200, 1997.

SIMON, Herbert A. A behavioral model of rational choice. **The quarterly journal of economics**, v. 69, n. 1, p. 99-118, 1955.

SIMON, Herbert Alexandre; PEREIRA, Luís Moniz. **As ciências do artificial**. 1981.

SIMON, Herbert A. Decision making: Rational, nonrational, and irrational. **Educational Administration Quarterly**, v. 29, n. 3, p. 392-411, 1993.

SIMON, Herbert A. Theories of Decision-Making in Economics and Behavioral Science. **The American Economic Review**, v. 49, n. 3, p. 253-283, 1959.

SLOVIC, P., Peters, E., Finucane, M. L., & MacGregor, D. G. (2005). Affect, risk, and decision making. **Health psychology**, 24(4S), S35-S40.

SLOVIC, Paul; TVERSKY, Amos. Who accepts Savage's axiom?. **Behavioral science**, v. 19, n. 6, p. 368-373, 1974.

SMITH, Adam; **DAS NAÇÕES, A. Riqueza**. Coleção os Economistas. São Paulo: Nova Cultural, p. 406, 1996.

SMITH, Adam; STEWART, Dugald. **Teoria dos sentimentos morais, ou, ensaio para uma análise dos princípios pelos quais os homens naturalmente julgam a conduta eo caráter, primeiro de seus próximos, depois de si mesmos, acrescida de uma dissertação sobre a origem das línguas**. Martins Fontes, 1999.

SORNETTE, Didier. Critical market crashes. **Physics reports**, v. 378, n. 1, p. 1-98, 2003.

SORNETTE, Didier. Physics and financial economics (1776–2014): puzzles, Ising and agent-based models. **Reports on progress in physics**, v. 77, n. 6, p. 062001, 2014.

SORNETTE, Didier. Why Stock Markets Crash: Critical Events in Complex Financial Systems. In: **Why Stock Markets Crash**. Princeton University Press, 2017.

SORNETTE, Didier; CAUWELS, Peter. Financial bubbles: mechanisms and diagnostics. **arXiv preprint arXiv:1404.2140**, 2014.

SORNETTE, Didier; ZHOU, Wei-Xing. Importance of positive feedbacks and overconfidence in a self-fulfilling Ising model of financial markets. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 370, n. 2, p. 704-726, 2006.

SPYROU, Spyros. Herding in financial markets: a review of the literature. **Review of Behavioral Finance**, 2013.

SUNSTEIN, Cass R.; HASTIE, Reid. **Wiser: Getting beyond groupthink to make groups smarter**. Harvard Business Press, 2015.

SUROWIECKI, James. **A sabedoria das multidões**. Leya, 2023.

TAKAHASHI, Hiroshi; TERANO, Takao. Agent-based approach to investors' behavior and asset price fluctuation in financial markets. **Journal of artificial societies and social simulation**, v. 6, n. 3, 2003.

TESFATSION, Leigh. Agent-based computational economics: modeling economies as complex adaptive systems. **Information sciences**, v. 149, n. 4, p. 262-268, 2003.

TESFATSION, Leigh. Elements of dynamic economic modeling: Presentation and analysis. **Eastern Economic Journal**, v. 43, p. 192-216, 2017.

TETLOCK, Paul C. Giving content to investor sentiment: The role of media in the stock market. **The Journal of finance**, v. 62, n. 3, p. 1139-1168, 2007.

THALER, Richard H. Anomalies: Interindustry wage differentials. **Journal of Economic Perspectives**, v. 3, n. 2, p. 181-193, 1989.

THALER, Richard H. Anomalies: the January effect. **Journal of economic perspectives**, v. 1, n. 1, p. 197-201, 1987.

THALER, Richard H.; ZIEMBA, William T. Anomalies: Parimutuel betting markets: Racetracks and lotteries. **Journal of Economic perspectives**, v. 2, n. 2, p. 161-174, 1988.

THALER, Richard H. Anomalies: Saving, fungibility, and mental accounts. **Journal of economic perspectives**, v. 4, n. 1, p. 193-205, 1990.

THALER, Richard H. Anomalies: The ultimatum game. **Journal of economic perspectives**, v. 2, n. 4, p. 195-206, 1988.

THALER, Richard H. The end of behavioral finance. **Financial Analysts Journal**, v. 55, n. 6, p. 12-17, 1999.

THALER, Richard H. Anomalies: The winner's curse. **Journal of economic perspectives**, v. 2, n. 1, p. 191-202, 1988.

THUNNISSEN, Daniel P. **Uncertainty classification for the design and development of complex systems**. In: 3rd annual predictive methods conference. 2003. p. 1-16.

THOMPSON, Earl A. The tulipmania: Fact or artifact?. **Public Choice**, v. 130, p. 99-114, 2007.

TVERSKY, Amos; KAHNEMAN, Daniel. Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. **Science**, v. 185, n. 4157, p. 1124-1131, 1974.

TVERSKY, Amos; KAHNEMAN, Daniel. Rational choice and the framing of decisions. In: **Multiple criteria decision making and risk analysis using microcomputers**. Springer, Berlin, Heidelberg, 1989. p. 81-126.

TVERSKY, Amos; KAHNEMAN, Daniel. The framing of decisions and the evaluation of prospects. In: **Studies in Logic and the Foundations of Mathematics**. Elsevier, 1986. p. 503-520.

TVERSKY, Amos; THALER, Richard H. Anomalies: preference reversals. **Journal of Economic Perspectives**, v. 4, n. 2, p. 201-211, 1990.

VOGEL, Harold L. Behavioral Beats. In: **Financial Market Bubbles and Crashes**. Palgrave Macmillan, Cham, 2018. p. 243-276.

VON NEUMANN, John; MORGENSTERN, Oskar. Theory of games and economic behavior. In: **Theory of games and economic behavior**. Princeton university press, 2007.

ZHA, Q., KOU, G., ZHANG, H., LIANG, H., CHEN, X., LI, C. C., & DONG, Y. (2020). Opinion dynamics in finance and business: a literature review and research opportunities. **Financial Innovation**, 6, 2020, 1-22.

ZHAO, Dongshuai. **Detecting Financial Bubbles: Dynamical and Fundamental Approaches**. 2022. Tese de Doutorado. ETH Zurich.

ZHU, Lili; YANG, Jiawen. The role of psychic distance in contagion: A gravity model for contagious financial crises. *The Journal of Behavioral Finance*, v. 9, n. 4, p. 209-223, 2008.

ZWIEBEL, Jeffrey. Corporate conservatism and relative compensation. **Journal of Political economy**, v. 103, n. 1, p. 1-25, 1995