

FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS
ESCOLA DE ECONOMIA DE SÃO PAULO

REINALDO KENJI KAGI

**FRAGMENTOS DE COMPLEXIDADE APLICADOS AO MERCADO
FINANCEIRO**

SÃO PAULO

2014

REINALDO KENJI KAGI

**FRAGMENTOS DE COMPLEXIDADE APLICADOS AO MERCADO
FINANCEIRO**

Dissertação apresentada à Escola de
Economia de São Paulo da Fundação
Getulio Vargas, como requisito para
obtenção do título de Mestre em
Economia.

Campo de conhecimento:

Sistemas Adaptativos Complexos

Orientador: Prof. Dr. Samy Dana

SÃO PAULO

2014

KAGI, Reinaldo Kenji.

Fragmentos de complexidade aplicados ao mercado financeiro / Reinaldo Kenji Kagi. - 2014.

43 f.

Orientador: Samy Dana

Dissertação (MPFE) - Escola de Economia de São Paulo.

1. Bancos - Regulamentação. 2. Mercado financeiro. 3. Risco Sistêmico (Economia). 4. Sistemas complexos não lineares. I. Dana, Samy. II. Dissertação (MPFE) - Escola de Economia de São Paulo. III. Título.

CDU 336.767

REINALDO KENJI KAGI

FRAGMENTOS DE COMPLEXIDADE APLICADOS AO MERCADO FINANCEIRO

Dissertação apresentada à Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getulio Vargas, como requisito para obtenção do título de Mestre em Economia.

Campo de conhecimento:

Sistemas Adaptativos Complexos

Data de aprovação:

07/02/2014

Prof. Dr. Samy Dana (Orientador)

FGV-EESP

Prof. Dr. Alberto Ajzenal

FGV-EESP

Prof. Dr. Cláudio Ribeiro de Lucinda

USP-FEA Ribeirão Preto

Dedicado a Platão

(427-347 AC)

AGRADECIMENTOS

Meus sinceros agradecimentos ao orientador desta dissertação, prof. Dr. Samy Dana, pelo apoio, acompanhamento e por suas sugestões de alterações.

Aos membros da banca examinadora prof. Dr. Alberto Ajzental pela cessão de cópia de seu livro no *prelo* e prof. Dr. Cláudio Ribeiro de Lucinda, por ter gentilmente disponibilizado seu tempo e atenção.

Muitos amigos e colegas me ajudaram a tornar esta caminhada à conclusão do mestrado mais prazerosa. Em particular, sou muito grato à Carina Takeuti, Caroline Caparroz Dallava, Gislene Donegá e Marcela de Carvalho Ponce Kawauti, pelo apoio nas horas mais difíceis.

Um grande número de pessoas contribuíram com comentários pertinentes na organização desta dissertação: Aguinaldo Prandini Ricieri, Carolina Negrão, Jacek Marczyk, José Monteiro Varanda Neto, Leandro Terui, Mara Lúcia Prado Gorzoni, Mauricio Dompieri, Nancy Kazumi Taniguchi, Regina Marques Leite, Victor Molchansky e Volnei Adriano de Freitas. Agradecimentos especiais ao Marcos Carreira pela sugestão de literatura.

Finalmente, minha eterna gratidão à minha família, pelo apoio incondicional.

"But great theories are often humbled by mere facts. It was not that simple. Looking up Hurst's papers revealed that his point had not been the size of the variations, but the precise sequence of them. If jumbled up and taken out of their original sequence, his data yielded nothing special at all: a boring bell curve. Now I was hooked."

Benoit Mandelbrot e Richard L. Hudson, 2004: *The (mis)Behavior of Markets: A fractal view of financial turbulence.*

RESUMO

O aumento da complexidade do mercado financeiro tem sido relatado por Rajan (2005), Gorton (2008) e Haldane e May (2011) como um dos principais fatores responsáveis pelo incremento do risco sistêmico que culminou na crise financeira de 2007/08. O *Bank for International Settlements* (2013) aborda a questão da complexidade no contexto da regulação bancária e discute a comparabilidade da adequação de capital entre os bancos e entre jurisdições. No entanto, as definições dos conceitos de complexidade e de sistemas adaptativos complexos são suprimidas das principais discussões.

Este artigo esclarece alguns conceitos relacionados às teorias da Complexidade, como se dá a emergência deste fenômeno, como os conceitos podem ser aplicados ao mercado financeiro. São discutidas duas ferramentas que podem ser utilizadas no contexto de sistemas adaptativos complexos: *Agent Based Models* (ABMs) e entropia e comparadas com ferramentas tradicionais.

Concluimos que ainda que a linha de pesquisa da complexidade deixe lacunas, certamente esta contribui com a agenda de pesquisa econômica para se compreender os mecanismos que desencadeiam riscos sistêmicos, bem como adiciona ferramentas que possibilitam modelar agentes heterogêneos que interagem, de forma a permitir o surgimento de fenômenos emergentes no sistema. Hipóteses de pesquisa são sugeridas para aprofundamento posterior.

Palavras-chave: complexidade; emergência; dinâmica não linear; sistemas adaptativos complexos; risco sistêmico.

ABSTRACT

The rise of complexity in financial markets has been reported by Rajan (2005), Gorton (2008) and e Haldane & May (2011) as one of the main features that led to the increase of systemic risk, which climaxed in the financial crisis of 2007/08. The Bank for International Settlements (2013) covers the matters of complexity in the context of banking regulation and discusses the comparability of capital adequacy among banks and jurisdictions. Nonetheless, definitions for concepts such as complexity and complex adaptive systems are omitted from the major discussions.

This paper elucidates some concepts related to the Theories of Complexity, how this phenomenon arises, how they may be applied to financial markets. We discuss the use of two tools in the context of complex adaptive systems: *Agent Based Models* (ABMs) and entropy.

We come to the conclusion that although the complexity research agenda still leaves us some gaps, it most definitely contributes to the economic research in understanding the mechanisms that trigger systemic risks, as well as adding tools that allows us model interacting heterogeneous agents, which leads to the rise of emergent phenomena in the system. Some research hypotheses are suggested for later development.

Key words: complexity; emergence; non-linear dynamics; complex adaptive systems; systemic risk.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	11
2. VARIÁVEIS RELEVANTES	13
a) Heterogeneidade dos Agentes	14
b) Externalidade ou Interdependência entre os Agentes.....	15
c) Aprendizado	17
d) <i>Network</i> ou Conectividade Entre os Agentes.....	20
3. RISCO SISTEMÁTICO X RISCO SISTÊMICO	22
a) Risco Sistemático	22
b) Risco Sistêmico	23
4. FERRAMENTAS e DISCUSSÕES	26
a) <i>Agent Based Modeling</i> (ABM)	26
Como os ABM funcionam?	29
b) Entropia.....	32
5. CONCLUSÃO	37
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	39

1. INTRODUÇÃO

Mesmo antes da crise financeira de 2007/08, o aumento da complexidade das relações entre os agentes e dos instrumentos financeiros já era citado por Rajan (2005), como um dos fatores responsáveis pelo aumento do risco sistêmico. O autor cita o surgimento de diversos tipos de intermediadores, que acentuam as flutuações de mercado por meio de mecanismos de exposição a riscos de baixa probabilidade. Entretanto, o comportamento coletivo desses intermediários aumenta a probabilidade de materialização dos riscos. Gorton (2008) descreve o modelo de “originar e distribuir”, como um modelo que desincentiva os originadores de títulos atrelados a hipotecas *subprime* por exemplo, a manter a qualidade dos ativos criados. O *Bank for International Settlements* (2013) aborda a questão da complexidade no contexto da regulação bancária e discute a comparabilidade da adequação de capital entre os bancos e entre jurisdições. No entanto, os conceitos de complexidade e de sistemas adaptativos complexos são suprimidos das principais discussões.

Neste artigo pretendemos esclarecer conceitos relativos à complexidade e como a agenda de pesquisa se apresenta atualmente. O que vem a ser complexidade? Como este conceito pode ser interpretado? Como estimar a complexidade? Qual a origem e, principalmente, qual a utilidade de se compreender a complexidade no contexto dos mercados financeiros?

Sistemas adaptativos complexos são definidos vagamente por Bak e Paczuski (1995), Arthur (1995), Page (2008), Farmer (2012) e Ajzenal (prelo – pág. 65) como sistemas dinâmicos não-lineares com um grande número de agentes diversificados, interdependentes e sem controle central, e que apresentam características evolutivas no tempo, gerando um comportamento coletivo complexo.

Bak e Paczuski (1995) sugerem ainda que a complexidade surge da auto-organização de grandes sistemas dinâmicos em direção a um estado crítico. Na descrição da simulação de modelos baseados em agentes (*Agent Based Models - ABM*), Page (2008) cita quatro características primárias desses modelos: aprendizado, *network*, externalidades e heterogeneidade. Em um ABM, estas podem

ser consideradas como variáveis de escolha e a complexidade surgiria em função do nível desta escolha. Sistemas complexos podem apresentar alta persistência sob condições de incerteza, embora possam parecer frágeis, como denota Ajzenal (prelo – pág. 64).

Assim, as economias podem ser vistas como sistemas adaptativos complexos, em que pessoas e empresas contribuem, via mercados, para um comportamento coletivo complexo de difícil previsibilidade. Tais agentes buscam maximizar sua utilidade, aprendendo com experiências passadas, bem como com o comportamento de terceiros. Ajzenal (prelo - pág. 67) e Farmer (2012) citam que o comportamento auto-organizante dos mercados é um conceito notado no século XVIII por Adam Smith, que o intitulava como “mão invisível”. Arthur (1995), Farmer, (2012) e Ajzenal (prelo – pág. 66) citam a necessidade da interpretação do sistema econômico como um “sistema adaptativo complexo” em constante evolução.

Não há consenso na academia sobre como estimar a complexidade: Lloyd (data não identificada), aponta uma lista não exaustiva de medidas de complexidade, contendo ao menos 44 possíveis medidas, divididas em 3 grupos: dificuldade de descrição, dificuldade de criação e dificuldade de organização.

Bonanno, Lillo e Mantegna (2008) tratam os mercados financeiros como sistemas complexos cuja interação entre os agentes, segundo os autores, se dá de forma não linear. Os autores citam três níveis de complexidade em mercados financeiros: 1) Séries Temporais (que trata da autocorrelação e do grau de estacionariedade), 2) Correlação Cruzada (os autores citam como principais metodologias: a análise de componentes principais, a análise de *clustering* e um procedimento de filtragem, baseado na estimação da ultramétrica subdominante) e 3) o Comportamento Coletivo durante eventos extremos de mercado.

Segundo Ajzenal (prelo - pág. 51), há cinco disciplinas fundamentais no estudo dos sistemas complexos: “informação, computação, dinâmica, caos e evolução”. Segundo o autor, a principal idéia da complexidade é que o agente ao mesmo tempo cria e é influenciado pelo mundo que cria; a complexidade surge então de baixo para cima (*bottom up*), diferentemente de fenômenos planejados (*top down*).

Hausmann et al. (2011) utilizam o conceito de complexidade econômica, que é expressa em função da “composição do PIB produtivo e reflete a estrutura que emerge para reter e combinar conhecimento” (HAUSMANN et al. 2011, pág. 18 – tradução nossa). O ‘Atlas de Complexidade Econômica’, com dados a partir de 1995, contém um Índice de Complexidade Econômica, em que 128 países são ordenados em função de sua complexidade econômica. No entanto, o conceito de complexidade que Hausmann et al. (2011) empregam difere significativamente da abordagem que iremos utilizar neste artigo. Para maiores detalhes sobre a abordagem de Hausmann et al. (2011), o leitor poderá consultar gratuitamente o *website The observatory of economic complexity* em: <<http://atlas.media.mit.edu>>.

O desenvolvimento deste artigo se dará da seguinte forma: na seção 2, serão abordadas as variáveis relevantes, conforme apontadas por Page (2008). A seção 3 busca ressaltar as diferenças conceituais entre risco sistemático e risco sistêmico, os fatores que contribuem para a emergência de riscos e a relação entre risco sistêmico e complexidade. Na seção 4, discutimos duas ferramentas utilizadas no contexto de sistemas adaptativos complexos: *Agent Based Models* (ABMs) e entropia. Por fim, concluímos que a agenda de pesquisa da complexidade é bastante recente, mas contribui com a linha de pesquisa econômica em relação aos riscos sistêmicos, além de adicionar ferramentas para possibilitam modelar agentes heterogêneos em um sistema onde estes agentes interagem no nível micro, causando fenômenos emergentes no nível macroscópico. Hipóteses de pesquisa são sugeridas para aprofundamento posterior.

2. VARIÁVEIS RELEVANTES

Embora descrito no contexto específico de simulação de ABM, podemos entender os mercados financeiros como sistemas dinâmicos dependentes do nível dessas quatro variáveis principais: Heterogeneidade dos agentes, Externalidade ou Interdependência entre os agentes, Aprendizado e *Network* ou Conectividade entre os agentes, como veremos a seguir.

a) Heterogeneidade dos Agentes

O mercado financeiro é composto por milhões de agentes e de diversos tipos, com incentivos, expectativas, estratégias e *pay-offs* diferentes. De um lado, por exemplo, os investidores poupam e aplicam seus recursos em instrumentos e/ou instituições financeiras; de outro, os bancos, empresas e o governo buscam recursos para financiarem suas atividades; por fim, os reguladores buscam reduzir a assimetria de informações entre os agentes e assegurar condições para o desenvolvimento do mercado, entre outros.

Utilizando simulação via algoritmos genéticos para a evolução de agentes artificiais heterogêneos em mercados financeiros artificiais, Arthur (1995), ao avaliar a quebra de conceitos econômicos como homogeneidade dentre os investidores, obteve série histórica cujos retornos apresentam o fenômeno estatístico conhecido como GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*), comum nos mercados financeiros reais. Tal fenômeno indica que a volatilidade corrente dos retornos apresenta dependência da volatilidade passada, com maior ponderação para períodos mais recentes. Nesse estudo, expectativas de tendências causaram o aparecimento de bolhas de preços temporárias e quedas abruptas de preço dos ativos.

Ainda, a teoria microeconômica lança mão do conceito de *homo economicus* para definir o 1º teorema do bem estar: agentes racionais auto-interessados e com preferências convexas em mercados competitivos, levariam a uma alocação eficiente de recursos (Pareto-ótimo), Bak (1996) no entanto, argumenta que a teoria econômica deveria incluí-lo e “eu certamente não sou perfeitamente racional, como eles argumentam de forma tão convincente” (BAK, 1996, pág. 185 – tradução nossa), o que demonstra certo grau de preocupação com os modelos econômicos teóricos que não acrescentam diversidade dos agentes em sua modelagem.

b) Externalidade ou Interdependência entre os Agentes

A interdependência tem papel fundamental nos sistemas adaptativos complexos, uma vez que a ação individual de um agente influencia a tomada de decisões de outros agentes. Na terminologia econômica, a interdependência estaria relacionada ao conceito de teoria dos jogos, que implica em dizer que haveria a possibilidade de existência de um equilíbrio *bayesiano* em sistemas adaptativos complexos. Schweitzer et al. (2009) sugerem que a literatura relacionada à teoria dos jogos evidenciou o papel dos incentivos no comportamento de redes sócio-econômicas. Ajzental (prelo - pág. 76) aponta que a ação dos agentes econômicos apresenta interdependência, dado que os agentes “aprendem com isso e agem de acordo com o aprendizado, levando a uma série de ações que voltam novamente aos agentes, baseadas nas outras ações de certa forma”.

Formam-se assim diversos mecanismos de aceleração, ampliação e auto-reforço de ciclos (*feedback* positivo), que têm potencial de produzir mudanças no sistema, “explosões ou implosões destrutivas”, segundo define Ajzental (prelo – pág. 75). Tais eventos, conhecidos como pontos críticos (*tipping points*), são precedidos pela evolução do sistema a um estado crítico auto-organizado. Tal padrão também ocorre nos mercados financeiros, conforme Ajzental ressalta:

“Se os pesquisadores conseguirem compreender as leis de escala subjacentes aos padrões financeiros e prever quando haverá uma ‘avalanche’, quais suas ‘dimensões’ e ‘duração’ com certeza terão muito sucesso” (AJZENTAL, prelo – pág. 152).

Schweitzer et al. (2009) apontam que redes econômicas estão sujeitas a amplificações via mecanismos simples, como *herding* (ou efeito manada), que podem dominar grande parte da dinâmica de uma rede, “independente da melhor intenção dos agentes” (Schweitzer et al., 2009, pág. 424 – tradução nossa).

Para exemplificar a transição de fases, podemos citar o artigo de Münnix et al. (2011), que utilizam uma das medidas apontadas por Lloyd (data não identificada): a

correlação. Para duas sub-amostras (i) 1992- 2010 e (ii) 2007-2010, Münnix et al. (2011) utilizam matrizes de correlação de Pearson em retornos (i) diários, com janela de dois meses e (ii) de hora em hora, com janela de uma semana, para demonstrar a identificação de pelo menos oito estados de um mercado financeiro, por meio de análise de *clusters*.

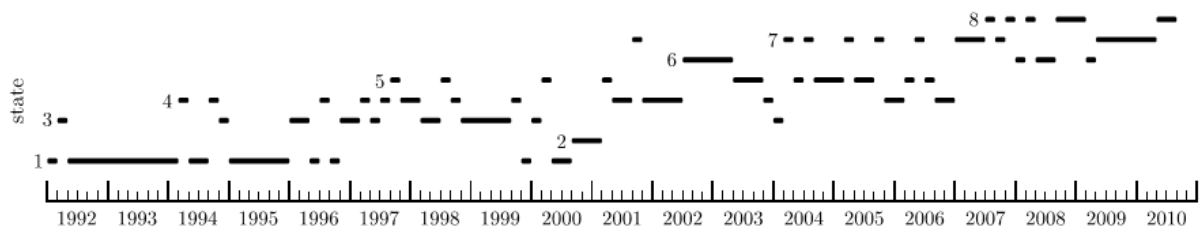


Figura 1: evolução temporal dos estados do mercado financeiro (S&P500).

Fonte: MÜNNIX, Michael C. et al. *Identifying States of a Financial Market*. Abril, 2011. Disponível em <<http://arxiv.org/pdf/1202.1623v1.pdf>>.

O procedimento adotado pelos autores é similar ao discutido por Bonanno, Lillo e Mantegna (2008), quando tratam de correlação cruzada. A figura 1 mostra a evolução temporal dos estados do mercado de ações, com base no índice S&P 500 ao longo de 19 anos, entre 1992 e 2010, com forte não-estacionariedade (ou seja, o valor médio da série de dados muda ao longo do tempo) da estrutura de correlação em períodos de crise, por exemplo. O estado 8 denota que a correlação dos ativos tende aos extremos, enquanto que os estados 5, 6 e 7 demonstram aumento da correlação total.

A figura 2 exemplifica a interdependência bancária internacional: os nós vermelhos representam bancos com sede na União Européia, os Norte-Americanos em azul e os bancos com sede nos demais países estão representados em verde. A rede demonstra alta conectividade entre as instituições, que indica forte interdependência, o que pode tornar o sistema vulnerável a instabilidades.

Para os autores, a presença do *feedback* implica que o sistema possui mecanismos de memória dos eventos ocorridos no passado e responde a tais estímulos.

Segundo Ajzenal (prelo – pág. 75), bolhas especulativas e grandes crises econômicas são exemplos de fenômenos associados ao *feedback* positivo. Ao mesmo tempo, encontramos também diversos exemplos de ciclos “que desacelera, amortece e auto regula” (*feedback* negativo) na economia, como os mecanismos denotados na teoria macroeconômica “estabilizadores automáticos” (seguro-desemprego, progressividade dos impostos sobre a renda, entre outros) e políticas monetárias anticíclicas. No mercado acionário, existem os mecanismos denominados *circuit breaker* que visam amortecer movimentos bruscos de mercado, que podem ocorrer em momentos atípicos de volatilidade excessiva.

Além disso, sistemas adaptativos complexos apresentam a propriedade de auto-organização, que segundo a definição do *International Risk Governance Council – IRGC* (2010), é quando a adaptação se dá de forma autônoma. Esta propriedade pode levar a um aumento da robustez e eficiência de uso dos recursos pelos agentes.

O aumento da complexidade também é assunto de pesquisa de Keck e Levensgood (1998). Em levantamento empírico com cerca de 2700 ex-alunos de graduação em administração da Universidade de Chicago, os autores constatam que os agentes tendem a confiar em heurísticas ao avaliar o custo de capital em situações de aumento de complexidade, como por exemplo, em casos de expansão internacional. De acordo com os autores da pesquisa,

“ao invés de ganhar tempo enquanto se mantém a precisão, o uso de heurísticas pode estar tornando a análise de Fluxo de Caixa Descontado em um exercício de futilidade” (KECK; LEVENGOOD 1998, pág. 83 – tradução nossa).

No entanto, não há consenso acadêmico em relação à confiança dos agentes no uso de heurísticas. Ao comparar o uso de ABMs com as abordagens tradicionais de

economia e finanças, Bookstaber (2012) apresenta uma das características fundamentais de agentes com racionalidade limitada: os agentes tomam suas decisões por meio de heurísticas. Ao mesmo tempo, o IRGC (2010) aponta que erros de julgamento rotineiramente ocorrem em função de heurísticas e vieses cognitivos que afetam nosso processo mental subjacente.

Um ponto importante destacado por Johansen, Ledoit e Sornette (2000) é que em sistemas dinâmicos não-lineares, “a existência de pontos críticos (quebras) é regra e não exceção” (JOHANSEN; LEDOIT; SORNETTE, 2000, pág. 220 – tradução nossa). Os autores desenvolvem um modelo de expectativas racionais que vincula as quebras no mercado acionário com comportamentos críticos, característicos de sistemas (adaptativos) complexos. O modelo conhecido como JLS, é baseado numa mistura entre a teoria econômica e a física estatística e é aplicado para o mercado acionário americano para os anos de 1929, 1962 e 1987, bem como para o *Hong Kong Stock Exchange* em 1997¹. Os autores afirmam que é possível identificar sinais específicos que possibilitam prever (*out-of-sample*) “a data em que o sistema será crítico, o que acaba coincidindo aproximadamente com a data real da quebra” (JOHANSEN; LEDOIT; SORNETTE, 2000, pág. 221 – tradução nossa).

As quebras no modelo JLS são modeladas como eventos exógenos, em que nenhum dos agentes tem poder preditivo de quando o evento irá acontecer. Além disso, a probabilidade da ocorrência do evento também é uma variável exógena. O efeito do *feedback* positivo pode ou não estar presente, onde “os preços possam afetar a chegada ou a probabilidade de uma quebra” (JOHANSEN; LEDOIT; SORNETTE, 2000, pág. 223 – tradução nossa). Para os autores, uma quebra ocorre quando um grande grupo de investidores coloca ordens de venda agindo simultaneamente. “Isto é exatamente o oposto da caracterização popular de quebras como eventos caóticos” (JOHANSEN; LEDOIT; SORNETTE, 2000, pág. 225 – tradução nossa).

Posteriormente, Sornette et al. (2011) publicaram artigo com o intuito de esclarecer possíveis equívocos e mal-entendidos.

¹ Os autores estimam que o tempo de retorno típico de uma queda de amplitude maior ou igual à terceira maior queda, de 23,6%, seria de cerca de 180 séculos.

“O modelo JLS é adequado somente a quebras endógenas! Ou, mais precisamente, o modelo JLS é para bolhas, não para quebras” (SORNETTE et al. 2011, pág. 7 – tradução nossa).

Os autores explicam que quebras endógenas são precedidas por bolhas que têm como origem a predominância da imitação e *herding* (efeito manada) e surgem a partir de mecanismos de *feedback* positivos dos agentes financeiros.

d) Network ou Conectividade Entre os Agentes

O *website* da NANEX oferece a oportunidade de compreender mais sobre o efeito do HFT (do inglês, *high-frequency trading*) sobre a evolução do preço intradiário de ações no mercado norte-americano. Eventos de alta volatilidade intradiária, como o de 6 de maio de 2010, conhecido como *flash crash*, são analisados em grande riqueza de detalhes, com a interação entre as diversas bolsas de valores americanas. Segundo um relatório da *Security and Exchange Commission* (SEC) (2012), o atraso (*delay*) médio da divulgação dos dados naquela data, entre as 14:43:15” e 14:46:59”, foi de 4,6 segundos e sete destes atrasos duraram mais de 10 segundos. Em 14 de setembro de 2012, a SEC multou, pela primeira vez em sua história, a *New York Stock Exchange* em US\$ 5 milhões, em função do evento.

Para ilustrar a magnitude destes atrasos, a figura 3 detalha de forma gráfica a latência (tempo mínimo) em milissegundos, que um bloco de informações leva para ir de um país a outro e retornar (*round trip delay - milliseconds*). Isto nos permite inferir que a disseminação de informação entre os *players* de mercado de diversos países pode ocorrer quase instantaneamente, embora a velocidade de disseminação da informação entre os participantes de mercado possa variar bruscamente. Entretanto, o grau de conectividade entre os agentes não deve levar em consideração somente o tempo de difusão da informação.

A ciência das redes tem por elementos básicos nós conectados por *links*, em que os nós de alto *degree* são denotados como *hubs*. Isto é observado, por exemplo na figura 3, em que os países (nós) são representados por estrelas que estão ligadas por *links* coloridos, onde a cor indica a latência da rede para que uma mensagem seja transmitida pela rede e retorne. Os sete maiores *hubs* estão realçados na figura 3, com os respectivos nomes escritos em negrito. Além destes componentes, Ajzental (prelo – págs. 183 e 184) aponta outros elementos, como “*walk, trail, cycles and geodesics*”, “componentes e sub gráficos conectados”, “vizinhança”, “*degree*”, “*degree distribution*”, “*clustering*”, entre outros.

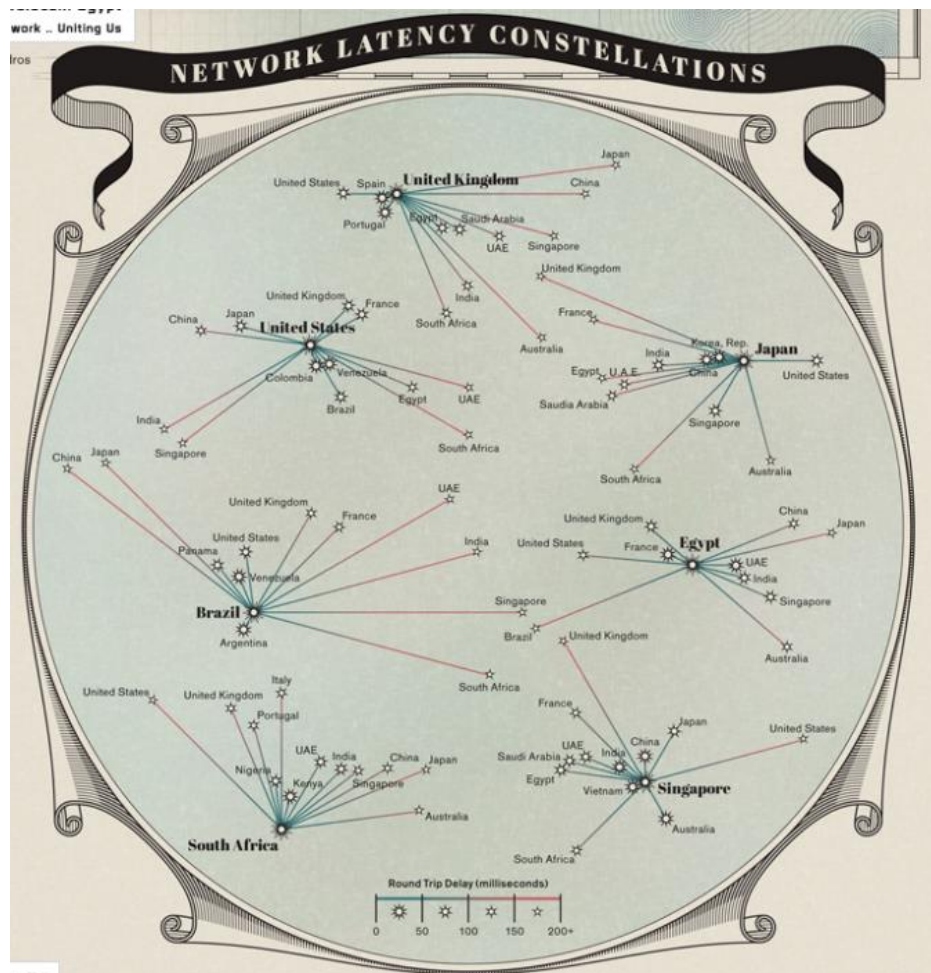


Figura 3: Latência da rede

Fonte: BROWNING, Nick; KRISSETYA, Markus; LAIRSON, Larry; MAULDIN, Alan. Telegeography, 2013. Washington, DC. Disponível em: <<http://submarine-cable-map-2013.telegeography.com/>>

Johnson, Jefferies e Hui (2003) citam o conceito da percolação como um problema geométrico relacionado à conectividade. As informações percolam em um sistema

se estas conseguem ser disseminadas de um lado a outro do sistema. No entanto, sistemas complexos podem possuir *hubs* de disseminação de informação, como demonstrado na figura 3. Caso haja falha em um desses *hubs*, a informação teria de encontrar caminhos alternativos para percolar, o que demonstra que tais sistemas são altamente suscetíveis a ataques deliberados, tal qual o que ocorrera em maio de 2010. Nas condições descritas, a hipótese de mercado eficiente (HME) continuaria válida? Na visão de Pele e T̄epuş (2011), a HME e o conceito de informação são inseparáveis, tal qual o mecanismo de incorporação dos conjuntos de informações pelos agentes.

3. RISCO SISTEMÁTICO X RISCO SISTÊMICO

Após breve explanação sobre as características primárias de um sistema adaptativo complexo, passa a ser importante entendermos a distinção entre o risco sistemático e o risco sistêmico.

a) Risco Sistemático

Riscos sistemáticos são aqueles que não podem ser reduzidos via diversificação do portfólio. O prêmio de risco sistemático $\beta_i E[R_m]$ é denotado por Bodie, Kane e Marcus (2009 - pág. 248) no *Single Index Model*, explicitado na relação de expectativa retorno-beta abaixo:

$$(1) \quad E[R_i] = \alpha_i + \beta_i E[R_m], \text{ onde:}$$

$E[R_i]$ representa o excesso de retorno esperado do ativo i ;

$E[R_m]$ indica o prêmio de risco de mercado;

β_i indica a sensibilidade relativa de um ativo i ;

α_i representa o retorno que não é relacionado com o retorno do mercado.

Entretanto, Cornell (1999) questiona a origem do risco sistemático. A resposta mais comum seria que o risco sistemático surge da “correlação entre o fluxo de caixa da empresa e o fluxo de caixa do mercado” (CORNELL, 1999, pág. 184 – tradução nossa). O autor cita a decomposição do beta $\beta_{i,m}$ em 3 componentes, de acordo com pesquisa realizada por Campbell e Shiller (1988):

$$(2) \quad \beta_{i,m} = \beta_{di,m} - \beta_{r,m} - \beta_{ei,m}, \text{ onde:}$$

$\beta_{di,m}$ é a componente do beta do mercado que deriva das inovações do fluxo de caixa da firma;

$\beta_{r,m}$ representa os resultados das inovações das taxas de juros reais no futuro;

$\beta_{ei,m}$ resulta das inovações no excesso de retorno esperado no futuro.

Cornell cita os resultados obtidos por Campbell e Mei (1993 - pág. 567), que pesquisam a relação entre “variações comuns nos retornos requeridos futuro e variações comuns no fluxo de caixa esperado” (CORNELL, 1999, pág. 184 – tradução nossa). Campbell e Mei, segundo Cornell, concluem que os “betas da indústria e o tamanho dos portfólios com o mercado são altamente atribuídos a mudanças no retorno esperado” (CORNELL, 1999, pág. 184 – tradução nossa). Tal resultado tem implicações importantes: dão suporte teórico a heurísticas, como *payback*, que penaliza projetos mais longos, bem como que projetos de maior *duration* são mais arriscados e, portanto, devem ser descontados a taxas mais altas. Cornell (1999) conclui que, no entanto, quando o risco dos projetos está associado a variações estocásticas no fluxo de caixa, tais procedimentos são tipicamente errôneos.

b) Risco Sistemico

Risco sistêmico, no entanto, não tem uma definição muito precisa e está inversamente relacionada a propriedades de resiliência (conceito derivado da física, que implica na absorção de choques e retorno do sistema à condição inicial) e robustez de um sistema. Interdependência, contágio, ruína, cascata, colapso (*meltdown*), ruptura (*disruption*), pane (*breakdown*), entre outros, estão no vocabulário relativo ao risco sistêmico. No *blog* do *Federal Reserve Bank* (FED) de Atlanta, o Diretor do Centro para Inovação Financeira e Estabilidade do FED de Atlanta, Gerald P. Dwyer relata que o termo é utilizado sem uma definição precisa. Segundo o *blog*, o *G10 Report on Consolidation in the Financial Sector* de 2001, sugere a seguinte definição:

“risco de que um evento irá disparar uma perda de valor econômico ou de confiança em (...) uma porção substancial do sistema financeiro que é sério o suficiente para que, muito provavelmente, tenha efeitos adversos severos sobre a economia real” (DWYER, 2009 – tradução nossa).

O mesmo *blog* compartilha a definição de risco sistêmico por Kaufman e Scott² (2003 apud DWYER, 2009):

“refere-se ao risco ou probabilidade de pane em um sistema inteiro, em oposição a panes em partes ou componentes individuais, e é evidenciado por co-movimentos (correlação) entre a maioria ou todas as partes” (DWYER, 2009 – tradução nossa).

Por fim, sugere a definição mais teórica de Hendricks² (2009 apud DWYER, 2009):

² DWYER, Gerald P., 2009. *What is systemic risk, anyway? The Atlanta Fed's macroblog*. Atlanta, GA, Novembro de 2009. Disponível em: <<http://macroblog.typepad.com/macroblog/2009/11/what-is-systemic-risk-anyway.html>>. Acesso em: 6/6/2013.

“risco de uma transição de fases, de um equilíbrio para outro, muito aquém de um equilíbrio ótimo, caracterizado por múltiplos mecanismos de *feedback* auto-reforçantes, o que torna o processo difícil de se reverter” (DWYER, 2009 – tradução nossa).

Bookstaber (2012) propõe a seguinte definição: risco à operação de um sistema complexo. Riscos sistêmicos podem ser classificados como:

“fenômenos emergentes que surgem da interação de atores individuais, gerando um comportamento coletivo no nível do sistema, cujas propriedades não são óbvias a partir das regras de decisão de cada um dos agentes individuais” (BOOKSTABER, 2012, pág 11 – tradução nossa).

Tais riscos ocorrem em função da má interpretação de como o comportamento irá afetar os demais agentes em nível global e também em função da presença de *feedbacks* não-lineares não considerados nos modelos.

De forma bastante genérica, o IRGC (2010) explicita doze fatores que contribuem para a emergência de riscos:

- Desconhecimento científico;
 - Perda de margens de segurança;
 - *Feedback* positivos;
 - Variações de suscetibilidade ao risco;
 - Conflito de interesses, valores e ciência;
 - Dinâmica social;
 - Avanço Tecnológico;
 - Complicações Temporais;
-

- Comunicação;
- Assimetria de informações;
- Incentivos Perversos e
- Motivações e atos malevolentes.

A complexidade deve ser entendida, no contexto de risco sistêmico, como propriedade natural de um sistema adaptativo complexo e interpretada como fator de risco sistêmico do sistema financeiro local, que por sua vez está inserido dentro de um sistema econômico adaptativo complexo global.

Seguindo a linha de raciocínio de Rajan (2005) e Gorton (2008), sugere-se que o aumento da complexidade dos mercados financeiros, bem como nas relações entre os agentes tem como consequência o aumento do risco sistêmico. Falhas em cascata podem surgir, segundo Mitchell (2009), a partir da presença de pequenas falhas em um sistema, que induzem um *feedback* positivo acelerado. A autora cita Antonopoulos: “a ameaça é a complexidade em si” (Mitchell, 2009, pág. 257 – tradução nossa). Outros autores também destacam a importância deste efeito, como Brummitt, D’souza e Leicht (2012), embora o caso tratado por estes não envolva a evolução do sistema por meio do aprendizado dos agentes.

A seguir, iremos discutir algumas ferramentas que podem ser utilizadas no ambiente de sistemas adaptativos complexos.

4. FERRAMENTAS e DISCUSSÕES

a) Agent Based Modeling (ABM)

Historicamente, em função das limitações impostas por necessidade de resoluções analíticas dos problemas, estes eram modelados de forma suficientemente simples, que implica muitas vezes, na adoção de premissas pouco aderentes à realidade. Com o avanço tecnológico, métodos de soluções numéricas puderam ser incorporadas à modelagem e junto com as simulações computacionais, deram

origem a uma classe particularmente interessante de modelos, a serem aplicados no contexto de sistemas adaptativos complexos.

Essa classe de modelos é chamada de *agent based model*, ou ABM para simplificação. Em função da grande dificuldade de testar fenômenos sociais, conforme destaca Ajzenal (prelo – pág. 165), estes modelos computacionais têm como meta gerar *insights* de como compreender os fenômenos ao encontrar o conjunto certo de simplificações.

A abordagem dos ABMs são consideradas *bottom-up*, em função de que os fenômenos emergentes surgem a partir da interação direta entre os agentes, por meio de regras simples, da observação do estado do mundo à sua volta e da situação corrente de cada agente. Em oposição, na abordagem tradicional (*top-down*) são impostas regras de alto nível ao sistema, o que implica em abstrair muito do comportamento todo do sistema – Ajzenal (prelo – pág. 166). Os modelos computacionais apresentam um equilíbrio curioso entre flexibilidade e precisão do modelo. A tabela 1 mostra uma comparação entre as ferramentas tradicionais de modelagem e as modelagens baseadas em agentes.

Tabela 1: Comparação entre ferramentas tradicionais e modelagem baseada em agentes.

<i>Quanto ao</i>	<i>Ferramentas tradicionais</i>	<i>Objetos Baseados em Agentes</i>
Resultado	Preciso	Flexível
Fator Processo	Pouco processo envolvido	Voltado ao processo
Fator Tempo	Atemporal	Baseado no tempo
Aprendizagem	Não Ocorre	Ocorre
Ótimo	Ideal da otimização	Sub ótimo, por adaptação
Equilíbrio	Estático	Dinâmico, Multi Equilíbrio
# de Agentes	1, 2 ou infinitos agentes	De 1 a N agentes
escalabilidade	Não escalável	escalável
Ambiente	Vácuo	Espaço, em redes.
Agentes	Homogêneos	Heterogêneos

Fonte: Ajzenal (prelo – pág. 169)

Os modelos existentes de instabilidade financeira tradicionais tendem a ser baseados em uma visão *top-down*, de equilíbrio parcial dos mercados e suas interações. Não conseguem por exemplo, incorporar a complexidade do comportamento entre firmas heterogêneas ou a tendência de todas as firmas às

mudanças de comportamento durante as crises. Bookstaber (2012) argumenta que os ABMs podem contribuir com a compreensão de vulnerabilidades potenciais e como os mecanismos de transmissão e propagação dos riscos no sistema financeiro. Além disso, Bookstaber (2012) faz uma revisão das críticas aos modelos de risco utilizados pelas instituições financeiras que, durante a crise, revelaram suas vulnerabilidades. Ferramentas recomendadas pelo Acordo de Basileia II, como o modelo de *value-at-risk* (VaR) e o *stress test* apresentam várias fragilidades. Mais especificamente, mudanças radicais nos mercados e nas relações econômicas reais são esperadas em momentos de *stress* e refletem a inadequação dos modelos.

Farmer e Foley (2009) argumentam que apesar do grande avanço tecnológico, as equipes econômicas nos Estados Unidos e restante do mundo não fazem uso de modelos quantitativos computacionais sofisticados. Os modelos tradicionalmente utilizados podem se dividir em dois tipos, ambos com falhas fatais:

- i. modelos econométricos: modelos estatísticos empíricos, ajustados a dados passados – são capazes de realizar previsões bem sucedidas alguns trimestres à frente, desde que a situação se mantenha mais ou menos a mesma, mas tendem a falhar se aplicados a situações de grandes mudanças estruturais, e
- ii. Modelos de equilíbrio geral (DSGE): estes modelos assumem um mundo perfeito e em função de sua natureza, ignoram crises.

Exemplificando, Farmer e Foley (2009) afirmam que nos modelos do tipo ii) utilizados pelo *US Federal Reserve*, não foram incluídas boa parte da estrutura de uma economia real. Não existem bancos nem derivativos, muito menos títulos de dívida imobiliária *sub-prime*, tampouco *credit default swaps* (CDS). Tais elementos acrescentariam muita não-linearidade e complexidade para um modelo de equilíbrio geral. Desta forma, os modelos desenvolvidos não são capazes nem de sugerir mudanças às políticas regulatórias.

Bookstaber (2012) demonstra como os ABMs podem se destacar como ferramenta valiosa para a modelagem de agentes do sistema financeiro, para a modelagem de fenômenos emergentes e de desequilíbrio e para o mapeamento dos efeitos de choques no sistema financeiro.

Como os ABMs funcionam?

Nos ABMs, os agentes são modelados como entidades únicas e autônomas, porém interdependentes entre si, uma vez que interagem em um ambiente de forma local, conforme descreve Ajzenal (prelo – págs. 201-202). Estes agentes aprendem, se adaptam, mudam seu comportamento. Ou ainda, conforme enfatiza Holland (1992), recombina seus *building blocks* (conceito congênere ao utilizado por Hausmann et al. (2011) no Atlas de Complexidade Econômica). Conforme os pesquisadores explicitam os mecanismos do processo de decisão dos agentes, no nível microscópico, padrões emergem no nível macroscópico, em função da interação entre os agentes e suas respectivas decisões. Janssen e Ostrom (2006) especificam a necessidade de entendimento de diversos fatores: como os agentes tomam suas decisões; como estes fazem previsões; como eles retomam decisões do passado? De que forma os agentes trocam informações? Em que estes acreditam ou ignoram?

Ao modelar os agentes, Bookstaber (2012) afirma que deve ser levadas em consideração cinco características fundamentais: 1) autonomia dos agentes; 2) os agentes são heterogêneos; 3) os agentes possuem racionalidade limitadas e operam por meio de heurísticas; 4) existe interdependência entre os agentes e 5) os agentes se adaptam. Em Alfi et al. (2008), os autores citam quatro elementos essenciais e irreduzíveis que um ABM deveria possuir: 1) agentes fundamentalistas; 2) agentes grafistas; 3) efeito manada e 4) comportamento de preços (os agentes inferem uma determinada estratégia a partir do preço atual, em função de expectativas próprias).

Um número excessivamente grande de fatos estilizados dos mercados financeiros parece surgir na discussão de como as simulações computacionais via ABMs deveriam se relacionar com as teorias tradicionais. Johnson, Jefferies e Hui (2003) parecem concordar com LeBaron (2004) e citam: a) a função densidade de probabilidade dos retornos apresenta *fat-tail*; b) *clustering* de volatilidade; c) decaimento rápido da autocorrelação dos retornos; d) decaimento lento da autocorrelação dos valores absolutos da variação dos preços. LeBaron (2004) acrescenta ainda o e) *equity premium puzzle* e o f) volume negociado, que segundo o autor é “muito alto para ser explicado pelos modelos tradicionais” (LeBaron, 2004, pág. 3 – tradução nossa). O volume negociado diariamente de moedas estrangeiras

no mercado financeiro americano representa uma boa fração do PIB americano anual. Além disso, esse volume é persistente.

Além dos fatos estilizados citados anteriormente, Alfi et al. (2008) argumentam a favor de outros dois: g) ausência de autocorrelação linear (indica a impossibilidade de previsão da direção da mudança do próximo preço a partir do último) e a h) auto-organização. Este último indica que os fatos estilizados citados correspondem a uma situação particular do mercado. Numa situação em que o mercado saia desta situação particular, “o mercado evolui e restaura espontaneamente esta situação particular” (Alfi et al., 2008, pág. 2 – tradução nossa). Samanidou et al. (2007) adicionam outros dois fatos estilizados: i) a probabilidade de uma grande queda no mercado, de pelo menos $x\%$, decai com uma *power law* em $1/x\%$ e j) o q -ésimo momento da distribuição dos retornos é multifractal, ou seja, seu expoente não é uma função linear do índice q .

Um dos ABMs mais conhecidos é o Mercado de Ações Artificial (ASM) do Instituto Santa Fe. Nele, Arthur (1995) obteve resultados coerentes com o fatos estilizados b) e c) a partir da simples adição de heterogeneidade entre os agentes. A tabela 2 resume as origens microscópicas dos fatos estilizados, obtidos por simulação via ABMs. O ASM foi primeiramente desenvolvido em linguagem C, posteriormente adaptado para Next e por fim, para o *Swarm Simulation System* conforme indica Johnson (2001). Uma alternativa para o ASM foi desenvolvida por Raberto et al. (2001), denominado Genoa Market. No entanto, ao contrário de outros autores, Raberto et al. (2001) citam que os fatos estilizados possam surgir a partir da microestrutura do mercado e não do comportamento dos agentes.

Outros ABMs são encontrados na literatura financeira como Thurner et al. (2010 apud BOOKSTABER, 2012), que simula a interação entre bancos e *hedge funds* e demonstra a amplificação da flutuação de preços causada pelos *hedge funds*, levando em casos extremos a quebras. Os bancos, na tentativa de reduzir seus riscos individuais, acabam por aumentar o risco do sistema como um todo. Gilbert et al. (2009 apud BOOKSTABER, 2012) apresentam um modelo para simular a interação entre agentes interessados em comprar e vender imóveis e analisam como se dá a dinâmica da formação de preços neste mercado. Outro exemplo surge do problema de liquidação de pagamentos e está intimamente ligado ao conceito de

percolação: o que ocorreria se um banco escolhido aleatoriamente parasse de realizar requisições de pagamento ou cessasse sua atividade interbancária? Aciero et al. (2009 apud BOOKSTABER, 2012) descrevem que os demais bancos adaptam, por meio da interrupção de suas atividades de empréstimo com aquela instituição financeira. Ajustam suas expectativas de liquidação e o *money market* desacelera. Discussões mais extensas sobre percolação e o efeito deste em ABMs aplicados aos mercados financeiros podem ser encontrados em Samanidou et al. (2007). Ao simular a otimização de portfólios, LeBaron (2004) apresenta um modelo onde os agentes buscam estratégias para determinar a fração de sua riqueza que será aplicada em um ativo arriscado, de forma a obter um equilíbrio com um ativo livre de risco em seu portfólio.

Tabela 2: Causas dos fatos estilizados, obtidos por meio de modelagem baseada em agentes (ABM).

<i>Fatos estilizados</i>	<i>Causas (ABM)</i>	<i>Autor (ano)</i>
a) <i>Fat-tails</i> ou curtose	Agentes possuem similaridades técnicas, estratégias e tomadas de decisões	LeBaron (2004); Feng; et al. (2012)
b) <i>Clustering</i> de volatilidade	i) Heterogeneidade dos agentes	i) Arthur (1995);
c) Autocorrelação dos retornos	ii) Predominância de um tipo de agente	ii) Alfi et al. (2008);
	iii) Número limitado de agentes	iii) Raberto; et al. (2001)
d) Autocorrelação da variação dos valores brutos	ND	citado em Johnson, Jefferies e Hui (2003)
e) <i>Equity premium puzzle</i>	ND	citado em LeBaron (2004)
f) Volume negociado	Grau de heterogeneidade do mercado	LeBaron (2004)
g) Ausência de autocorrelação linear	ND	citado em Alfi et al. (2008)
h) Auto-organização	<i>Feedback</i> entre o número de agentes e a variação dos preços	Alfi et al. (2008)
i) <i>Power law</i>	Combinação entre desigualdade de riqueza e proporção da riqueza investida no mercado de ações	Samanidou et al. (2007)
j) Distribuição multifractal dos retornos	ND	citado em Samanidou et al. (2007)

ND = não definido

Fonte: elaboração própria.

Mercados financeiros constituem desafios particularmente atraentes para os pesquisadores de ABMs, como denota LeBaron (2000) e LeBaron (2006). Além da riqueza de dados confiáveis, em frequências das mais diversas, há muitos debates que ainda não foram completamente resolvidos. A agregação das informações geradas pelos agentes pode ser facilmente visualizadas por meio dos preços; o constante desenvolvimento de modelos necessita de “ambientes controlados” para simulação, parametrização e validação. Da mesma forma, conclusões relevantes podem ser obtidas por meio de experimentos que simulam os mercados financeiros reais. Assim com Arthur (1995), Lettau (1997) utiliza de algoritmos genéticos para a evolução de agentes com racionalidade limitada para suas decisões de investimento (em um único ativo de risco). No entanto, os agentes financeiros em Lettau (1997) ajustam seus portfólios tendo como base seus retornos passados, o que causa desvios de comportamento em relação aos agentes racionais: 1) os agentes aceitam mais riscos e 2) o viés de risco leva a comportamentos assimétricos de resposta: ajustes após retornos negativos são maiores que após retornos positivos. O autor conclui que esse tipo de resposta é semelhante ao observado empiricamente por meio de dados de fundos de investimento.

Além da discussão sobre a aderência dos ABMs a fatos estilizados, Janssen e Ostrom (2006) citam outras categorias: estudo de casos, jogos de RPG e experimentos laboratoriais, onde se encaixam os mercados financeiros artificiais.

A seguir, iremos discutir brevemente como os sistemas complexos têm suas raízes em conceitos físicos, como a entropia.

b) Entropia

A palavra entropia deriva do grego *trope*, que significa transformação e é descrita em Ajzental (prelo – pág. 17) como a energia perdida que ocorre ao longo dos processos, conceito introduzido por Clausius em 1865. À energia que não pode ser convertida em trabalho adicional, porém transformada em calor é dada o nome de entropia – Clausius (1865 apud AJZENTAL, prelo – pág. 20).

A entropia é citada por Lloyd (data não identificada) como uma das possíveis medidas de complexidade. O *website* <www.rate-a-business.com> da Ontonix disponibiliza uma ferramenta *online* para a estimação da complexidade, baseada na entropia de Shannon, por meio do qual se pode inferir a robustez de uma empresa, portfolio ou de um país. Esta ferramenta representa uma versão simplificada do *software* OntoSpace.

Segundo Mitchell (2009), Shannon inaugura o que hoje é conhecido como teoria da informação, com seu artigo de 1948 “*A Mathematical Theory of Communication*”. A definição de informação de Shannon envolve tanto a presença de um emissor quanto um receptor desta, ignorando o conteúdo dela. Ainda segundo Mitchell, a questão principal de Shannon seria:

“Quanto de informação é transmitida por uma fonte que envia mensagens a um receptor?”

Em analogia às idéias de Boltzmann, segue Mitchell, a informação de um macroestado (fonte) é determinada em função do número possível de microestados (combinação possível de mensagens) e muitas vezes é sinônimo de “quantidade média de surpresas” (MITCHELL, 2009, pág. 54 – tradução nossa). Na lápide de Boltzmann, em Viena, está gravada a sua equação da entropia:

$$(3) \quad S = k \cdot \log W$$

Em que: S é a entropia de um macroestado, W é o número possível de microestados correspondente a um determinado macroestado e k é a “constante de Boltzmann”.

Assumindo que a fonte da mensagem (X) possa enviar um número M de possibilidades de mensagem, e que todas as mensagens tenham probabilidades idênticas (ou seja, distribuição uniforme das mensagens), então a probabilidade p_i de se enviar a mensagem i é dada por:

$$(4) \quad p_i = 1/M$$

Portanto:

$$(5) \quad H(X) = -\sum_{i=1}^M \frac{1}{M} \log_2 \frac{1}{M}$$

$$(6) \quad H(X) = \log_2 M$$

onde $H(X)$ é a entropia de um emissor de mensagens, mensurado em número médio de bits por mensagem.

A Ontonix foi a primeira empresa no mundo a prover uma forma de estimar a complexidade de um sistema complexo, seja este um sistema aberto (que apresenta interação com o meio em que se encontra) ou um sistema fechado (que não apresenta interação com o meio). Cabe aqui questionarmos se um sistema financeiro local deve ser considerado um sistema aberto ou um sistema fechado, uma vez que em um sistema fechado, de acordo com a segunda lei da termodinâmica, a entropia sempre aumenta, observa Ajzentel (prelo – pág. 20). Ajzentel defende ainda que a economia não é um sistema fechado, mas um sistema adaptativo complexo:

“Se a economia fosse um sistema de equilíbrio fechado, sua característica primordial seria uma tendência de *menos* ordem, complexidade e estrutura ao longo do tempo” (AJZENTAL, prelo – pág. 151).

Da mesma forma, o sistema financeiro de um país que permita mobilidade de capital, ainda que imperfeita, pode ser interpretado como um sistema aberto. A figura 4 mostra um exemplo gratuito e interativo do *business structure map* obtido no *website* <www.rate-a-business.com> da Ontonix para os dados macroeconômicos de Portugal, entre outros tantos disponíveis. Neste exemplo, Portugal figura como um sistema fechado, mas poderia perfeitamente ter sido ilustrado como um sistema aberto em um sistema macroeconômico global.

Neste *business structure map*, os nós representam tanto as variáveis macroeconômicas quanto as interações entre estas. Os *hubs* são facilmente identificados pelo tamanho de sua representação no mapa. Apenas os *links* relevantes (que ligam duas variáveis com maior intensidade de acoplamento) para o

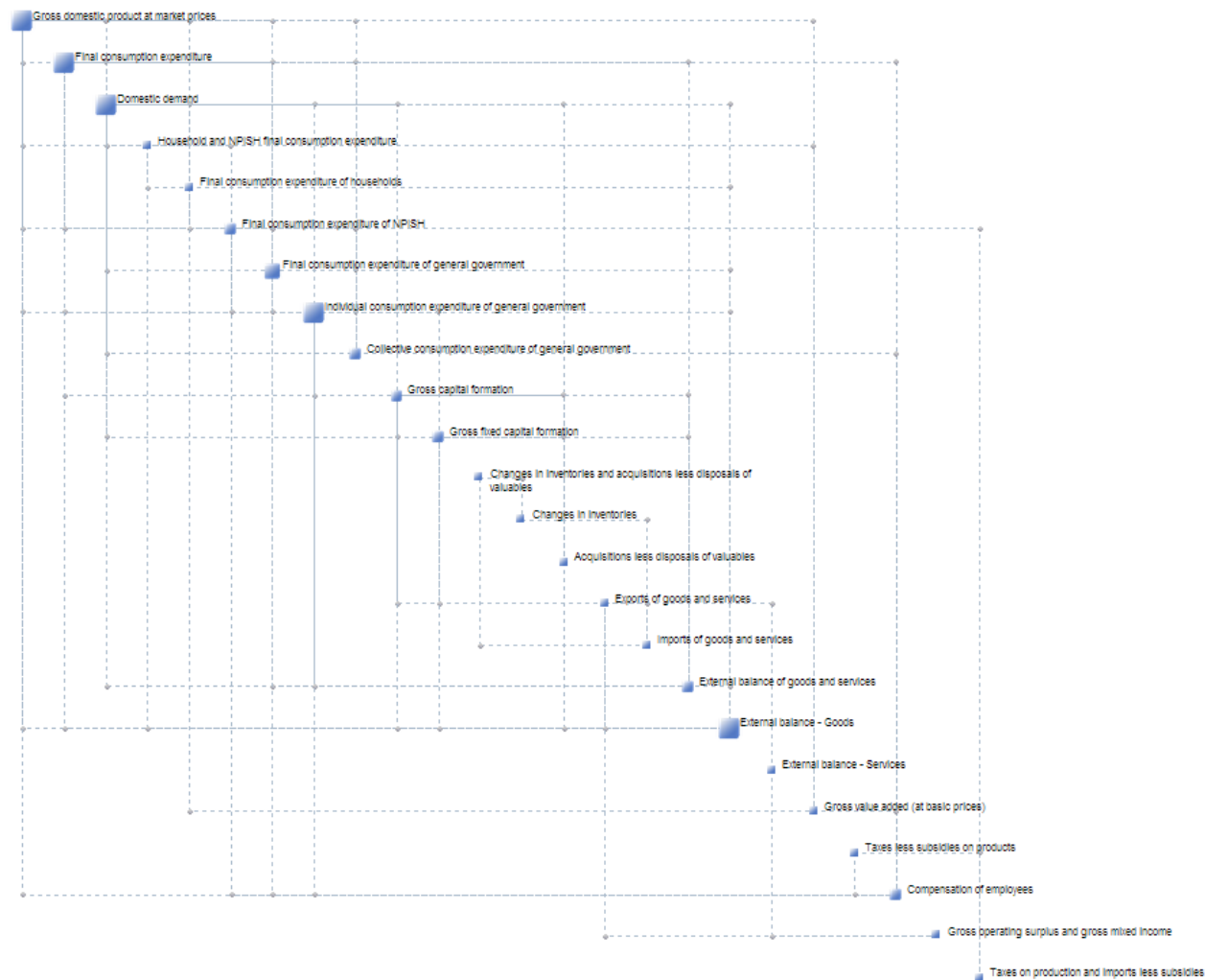


Figura 4: Exemplo do “*Business Structure Map*”, gerado pela Ontonix, para os dados de Portugal.
 Fonte: Disponível em <<http://www.rate-a-business.com/Examples>> . Acesso em 12/12/13.

sistema são apresentados. Pode-se observar também os níveis de complexidade crítica, corrente e mínima do sistema, bem como sua entropia e robustez.

É importante salientar que o algoritmo utilizado na estimação da complexidade, entropia e robustez neste *software* é um modelo proprietário da Ontonix, cujo cálculo não pode ser apresentado neste artigo. Conforme apontado por Lloyd (data não identificada), existem pelo menos 44 medidas possíveis de complexidade, a entropia sendo apenas uma delas. Em função da especificidade do *business structure map* (baseado na estimação da entropia de Shannon), da forma particular como a entropia de Shannon se relaciona com a entropia de Boltzmann, por meio de uma distribuição uniforme das mensagens do sistema emissor-receptor (ver equações (3) e (6)), bem como em função da economia ser um sistema aberto, o uso deste *software* para estimar a complexidade de um sistema econômico ou financeiro deverá ser realizado com extrema cautela.

Resultados encontrados na literatura indicam no entanto, que a entropia de Shannon pode ser utilizada, com sucesso, para otimizar portfólios. Tomando por base a teoria de fronteira eficiente de Markowitz, Urbanowicz, Richmond e Holyst (2012) propõem algumas alterações, substituindo a variância do portfólio pela entropia. Os autores concluem que a entropia provê novas informações para a otimização, o que aumenta a eficiência deste processo. A entropia da função densidade de probabilidade é utilizada por Pele e T̄epuș (2011) como uma forma de estimar a complexidade do mercado e comparativamente à entropia de Shannon, os resultados da primeira se mostram superiores. Os autores concluem que esses resultados podem ser utilizados de duas formas: como forma de estimar o grau de eficiência do mercado, bem como para comparar dois ou mais mercados em termos de eficiência. A principal conclusão deste estudo segundo os autores, é que períodos de grande queda na entropia estão associados à ocorrência de retornos extremos.

5. CONCLUSÃO

Embora a relação entre o aumento da complexidade de um sistema e sua fragilidade seja de fácil percepção, o próprio conceito de complexidade, de sistemas adaptativos complexos e como estes estão intimamente ligados ao conceito de risco sistêmico não se dá de forma tão natural.

A linha de pesquisa da complexidade utiliza, entre outras ferramentas, da ciência das redes para explicar a emergência de fenômenos *bottom-up* em resposta da interação e interdependência entre os agentes. O modelo mental parece ser capaz de obter tais respostas por meio de perguntas diferentes daquelas adotadas pela agenda de pesquisa econômica atual.

Neste artigo foram apresentadas as variáveis fundamentais para o elucidar como se dá o surgimento da complexidade em sistemas complexos, sendo que os mercados financeiros são um dos principais objetos de estudo desta linha de pesquisa.

Ferramentas como *agent based modeling* (ABM) e entropia são discutidas e comparadas com ferramentas tradicionais da agenda de pesquisa econômica e outras que são recomendadas pelo acordo de basileia. Enquanto os ABMs têm suas raízes voltadas para a modelagem microscópica do comportamento dos agentes e suas interações, a entropia é derivada a partir dos conceitos físicos da termodinâmica e forma a base do que hoje é conhecido como teoria da informação.

A linha de pesquisa da complexidade demonstra ser um exercício intelectual de grande valor para entender os mecanismos que desencadeiam riscos sistêmicos. Apesar de deixar lacunas (por exemplo, quais as causas comportamentais dos agentes de determinados fatos estilizados nas séries temporais dos mercados financeiros), esta certamente contribui com a agenda de pesquisa econômica, ao inserir nas discussões as simulações com agentes heterogêneos que aprendem ao longo das interações.

No entanto, ainda há questões a serem resolvidas: embora alguns fatos estilizados de séries temporais do mercado financeiro foram reproduzidos individualmente por meio de simulações computacionais em *agent based models* (ABMs), as pesquisas

não apontam a reprodução destes fatos estilizados simultaneamente. Outra sugestão de pesquisa, baseada na entropia, é que em função dos sistemas econômicos e financeiros não serem considerados sistemas fechados, a estimação da entropia nestes casos leva a limitações teóricas, discutidas neste artigo. No entanto, faria sentido estimar a entropia em modelos de equilíbrio geral do tipo DSGE?

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AJZENTAL, Alberto. Complexidade aplicada à Economia: Editora FGV, prelo. 236p.
- ALFI, V.; et al. Minimal Agent Based Model for Financial Markets I: Origin and Self-Organization of Stylized Facts. Agosto 2008 Disponível em: <<http://arxiv.org/pdf/0808.3562.pdf>>. Acesso em 10/2/2014.
- ARTHUR, W. Brian. Complexity in Economic and Financial Markets: *Complexity*, v. 1, n. 1, Abril 1995.
- BAK, Per; PACZUSKI, Maya. Complexity, Contingency, and Criticality. Proc. National Academy of Sciences, v. 92, págs 6689-6696, Julho 1995.
- BAK, Per. How Nature Works: The Science of Self-Organized Criticality. *Copernicus*, New York, NY, 1996. 212 p.
- BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. The Regulatory Framework: Balancing Risk Sensitivity, Simplicity and Comparability: Discussion Paper, Julho, 2013.
- BODIE, Zvi; KANE, Alex; MARCUS, Alan J. Investments: *The McGraw-Hill/Irwin*. New York, NY, 8a edição, 2009. 1062 p.
- BONANNO, Giovanni; LILLO, Fabrizio; MANTEGNA, Rosario N. Levels of Complexity in Financial Markets. Fevereiro 2008. Disponível em: <<http://arxiv.org/pdf/cond-mat/0104369v1.pdf>>. Acesso em 6/6/2013.
- BOOKSTABER, Richard. Using Agent-Based Models for Analyzing Threats to Financial Stability. *Office of Financial Research*. Dezembro 2012 Disponível em: <http://www.treasury.gov/initiatives/ofr/research/Documents/OFR_Working_Paper_No3_ABM_Bookstaber_Final.pdf>. Acesso em 10/2/2014.
- BROWNING, Nick; KRISSETYA, Markus; LAIRSON, Larry; MAULDIN, Alan. *Telegeography*, 2013. Washington, DC. Disponível em < <http://submarine-cable-map-2013.telegeography.com>>. Acesso em 6/6/2013.

BRUMMITT, Charles; D'SOUZA, Raissa; LEICHT, E. Suppressing Cascades of Load in Interdependent Networks. Fevereiro 2012. Disponível em: <www.pnas.org/content/109/12/E680>. Acesso em 6/6/2013.

CORNELL, Bradford. Risk, Duration and Capital Budgeting: New Evidence on Some Old Questions: *Journal of Business*, v. 72, n. 2, 1999.

DWYER, Gerald P. What is systemic risk, anyway? *The Atlanta Fed's macroblog*. Atlanta, GA, Novembro de 2009. Disponível em: <<http://macroblog.typepad.com/macroblog/2009/11/what-is-systemic-risk-anyway.html>>. Acesso em: 6/6/2013.

FARMER, J. Doyne. Economics Needs to Treat The Economy as a Complex System. Oxford, Oxon, Maio de 2012. Disponível em: <http://ineteconomics.org/sites/inet.civactions.net/files/farmer_berlinpaper.pdf>. Acesso em 6/6/2013.

FARMER, J. Doyne; FOLEY, Duncan. The economy needs agent-based modelling. *NATURE*, V. 460|6, p. 685-686. Agosto 2009. Disponível em: <<http://www.nature.com/nature/journal/v460/n7256/full/460685a.html>>. Acesso em 10/2/2014.

FENG, Ling; et al. Linking agent-based models and stochastic models of financial markets. Março 2012. Disponível em: <<http://www.pnas.org/content/early/2012/05/10/1205013109>>. Acesso em 10/2/2014.

GORTON, Gary B. The Panic of 2007: *NBER*. Cambridge, MA, Setembro 2008. disponível em <<http://www.nber.org/papers/w14358>> . Acesso em 6/6/2013.

HALDANE, Andrew G. e MAY, Robert M. Systemic Risk in Banking Ecosystems: *Nature*, Vol 469, No 7328 (2011) págs 351-355.

HOLLAND, John H. Complex Adaptive Systems. *Daedalus, The MIT Press*. V.121, N.1, inverno 1992. Disponível em: <<http://www-personal.umich.edu/~samoore/bit885w2012/ComplexAdaptiveSystemsHolland.pdf>>. Acesso em 10/2/2014.

JANSSEN, Marco A.; OSTROM, Elinor. Empirically Based, Agent-based models. *Ecology and Society* . V.11 N.2. 2006. Disponível em: <<http://www.ecologyandsociety.org/vol11/iss2/art37>>. Acesso em 10/2/2014.

JOHANSEN, Anders; LEDOIT, Olivier; SORNETTE, Didier. Crashes as Critical Points: *International Journal of Theoretical and Applied Finance*. Vol. 3, No. 2 (2000) págs. 219-255.

JOHNSON, Neil F; JEFFERIES, Paul; HUI, Pak Ming. Financial Market Complexity: *Oxford University Press*. New York, 2003. 254p.

JOHNSON, Paul E. "What I learned from the Artificial Stock Market". Novembro 2001. Disponível em: <http://www2.econ.iastate.edu/tesfatsi/ASM_Essay.PJohnson.pdf>. Acesso em 10/2/2014.

KECK, Tom; LEVENGOOD, Eric. Using Discounted Cash Flow Analysis in an International Setting: A Survey of Issues in Modeling the Cost of Capital: *Journal of Applied Corporate Finance*. Malden, MA, v. 11, n. 3, 1998.

LEBARON, Blake. Agent-Based Computational Finance. In: TESFATSION, Leigh; JUDD, Kenneth L. Handbook of Computational Economics, Volume 2, Cap. 24 – Agent Based Computational Economics: *Elsevier B.V.* Oxford, 2006. 905p.

LEBARON, Blake. Agent-based Financial Markets: Matching Stylized Facts With Style. Abril 2004. Disponível em: <<http://people.brandeis.edu/~blebaron/wps/style.pdf>>. Acesso em 10/2/2014.

LLOYD, Seth. Measures of Complexity: a non-exhaustive list. Disponível em <<http://web.mit.edu/esd.83/www/notebook/Complexity.PDF>>. Acesso em 6/6/2013.

LETTAU, Martin. *Journal of Economic Dynamics and Control*. V.21, págs 1117-1147, 1997. Disponível em <http://faculty.haas.berkeley.edu/lettau/papers/ga_jedc.pdf>. Acesso em 10/2/2014.

MITCHELL, Melanie. Complexity, a guided tour. 1 ed. New York: Oxford University Press, 2009.

MÜNNIX, Michael C. et al. Identifying States of a Financial Market. Abril 2011. Disponível em <<http://arxiv.org/pdf/1202.1623v1.pdf>>. Acesso em 6/6/2013.

NANEX. Disponível em <<http://www.nanex.net>>. Acesso em 6/6/2013.

ONTONIX Complexity Management. Disponível em: <<http://www.rate-a-business.com>>. Acesso em 6/6/2013.

PAGE, Scott E. Agent-Based Models. The New Palgrave Dictionary of Economics, 2008 – editado por: Durlauf, Steven N. e Blume, Lawrence E: Palgrave Macmillan. 7344 p.

PELE, Daniel T.; ȚEPUȘ, Ana-Maria. Information Entropy and Efficient Market Hypothesis. *International Conference on Applied Economics*. 2011. Disponível em: <<http://kastoria.teikoz.gr/icoae2/wordpress/wp-content/uploads/2011/10/050.pdf>>. Acesso em 10/2/2014.

RABERTO, Marco et al. Agent-based simulation of a financial market. Março 2001. Disponível em: <<http://arxiv.org/pdf/cond-mat/0103600v2.pdf>>. Acesso em 10/2/2014.

RAJAN, Raghuram G. Has financial development made the world riskier? *Federal Reserve Bank of Kansas City*, Jackson Hole, WY, Agosto 2005.

SAMANIDOU, E. et al. Agent-based Models of Financial Markets. Janeiro 2007. Disponível em: <<http://arxiv.org/pdf/physics/0701140.pdf>>. Acesso em 10/2/2014.

SCHWEITZER, Frank et al. Economic Networks: The New Challenges. *Science – AAAS*, Washington, DC. v. 325, n. 5939, p. 424. 24 de julho de 2009.

SEC. *ADMINISTRATIVE PROCEEDING File No. 3-15023*. Disponível em: <<http://www.sec.gov/litigation/admin/2012/34-67857.pdf>>. Acesso em 6/6/2013.

SORNETTE, Didier et al, 2011. Clarifications to Questions and Criticisms on the Johansen-Ledoit-Sornette Bubble Model Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1107.3171>>. Acesso em 6/6/2013. 22 p.

THE INTERNATIONAL RISK GOVERNANCE COUNCIL (IRGC). The Emergence of Risks: Contributing Factors. 2010 Disponível em: <http://irgc.org/IMG/pdf/irgc_ER_final_07jan_web.pdf>. Acesso em 10/2/2014.

THE OBSERVATORY OF ECONOMIC COMPLEXITY. HAUSMANN, Ricardo; HIDALGO, Cesar A.; et al, 2011. Disponível em: <<http://atlas.media.mit.edu>>. Acesso em 6/6/2013. 91 p.

URBANOWICZ, Krzysztof; RICHMOND, Peter; HOLYST, Janusz A. Entropy and Optimization of Portfolios. Fevereiro 2012. Disponível em: <http://www.wonabru.com/papers/optimisationofportfolio_Revtex.pdf>. Acesso em 10/2/2014.