

Um estudo de caso de contágio no ambiente financeiro usando modelagem baseada em agentes

A case study of contagion on the financial environment using agent-based modeling

Pryscilla Moraes de Oliveira^a, Catheriny Soares Andrade Moraes^b,
Ana Paula Bernardi da Silva^c, Rosalvo Ermes Streit^d

^a prymoraais3@gmail.com

^b catheriny.moraes@uol.com.br

^c anap.bernardi@gmail.com

^d rosalvo.streit@gmail.com

Resumo: Este estudo propõe a análise do contágio indireto e os efeitos causados por ele nos comportamentos dos agentes envolvidos e no próprio ambiente. Para essa análise, a Modelagem Baseada em Agentes (MBA) é utilizada, pois permite a simulação de ambientes complexos autônomos e as relações de seus agentes. Devido à dificuldade de implementar e visualizar um caso de estudo real no ambiente virtual (MBA), uma das primeiras etapas para a sua realização é o desenvolvimento de um modelo conceitual. Assim, utilizando um caso da Operação Lava-Jato foi desenvolvido um diagrama de classes - originado de um diagrama entidades-relacionamento - e posteriormente o mesmo teve os seus dados implementados em uma MBA da plataforma NetLogo.

Palavras chave: Contágio Informacional, Contágio Indireto, Modelo Baseado em Agentes, Modelo Conceitual.

Abstract: This study proposes the analysis of indirect contagion and the effects caused by it in the behaviors of the agents involved and in the environment itself. For this analysis, Agent-Based Modeling (MBA) is used because it allows the simulation of complex autonomous environments and the relationships of its agents. Due to the difficulty of implementing and visualizing a real case study in the virtual environment (MBA), one of the first steps for its accomplishment is the development of a conceptual model. Thus, using a case of Lava -Jato operation ("operation Carwash"), it has developed a class diagram - originated from an entity-relationship diagram - and later the data was implemented in an MBA of the NetLogo platform.

Keywords: Informational Contation, Indirect Contagion, Agent-Based Model, Conceptual Model.

1. Introdução

No dia 25 de novembro de 2015, o cenário do mercado econômico-financeiro brasileiro foi alterado brutalmente devido a notícia da prisão do diretor executivo de um dos maiores bancos do país, o BTG Pactual (BTG). A sua prisão foi resultado das investigações da Operação Lava-Jato, que segundo Ministério Público Federal (2016) "... é a maior investigação de corrupção e lavagem de dinheiro que o Brasil já teve. Estima-se que o volume de recursos desviados dos cofres da Petrobras, maior estatal do país, esteja na casa de bilhões", (Ministério Público federal, 2016) .

Nos primeiros dias após a notícia da prisão,

o preço das ações do BTG diminuiu drasticamente devido a uma série de saques realizados por seus investidores. Segundo reportagens da Folha de S. Paulo entre 25 de novembro e 8 de dezembro de 2015, estes se mostravam preocupados que o banco também se tornasse alvo das investigações de corrupção, assim como o seu presidente executivo. A cada etapa da investigação da Operação Lava-Jato surgiram novas evidências de corrupção envolvendo outras empresas e atores que potencializaram o impacto de credibilidade do mercado econômico brasileiro. Essa série de eventos pode ser caracterizada como contágio financeiro indireto, pois se estabelece a partir de relações informais entre os envolvidos. Compreen-

der a dinâmica desse cenário e mapear as relações que existem entre os envolvidos, através da modelagem baseada em agentes é o objeto do estudo deste trabalho.

Para a realização do estudo foi proposta uma ampliação e validação de informações obtidas sobre caso no trabalho publicado por Moraes e Oliveira (2016). Em seguida, realizar o aprofundamento e adaptação de um modelo conceitual já existente, representado por um diagrama de classes, que caracteriza os agentes envolvidos, as relações que possuem entre si e com o ambiente, além de identificar como essas relações influenciam o contágio. Diante da complexidade envolvida no contexto proposto, o modelo conceitual foi implementado como um modelo baseado em agentes (MBA), com o uso do software NetLogo, para simular e visualizar a dinâmica das conexões existentes no ambiente.

2. Contágio no ambiente econômico-financeiro

De acordo com Edwards (2000), os estudos seminais sobre contágio financeiro foram desenvolvidos durante a década de 90, período caracterizado pela propagação das crises financeiras nos países emergentes. Da mesma forma, Rigobon (2002) destaca que esses estudos se desenvolveram a partir das crises mexicana, asiática e russa, as quais causaram grandes preocupações no ambiente financeiro de países em desenvolvimento.

Contágios podem ser classificados em direto e indireto (Bandt & Hartmann, 2000). O contágio resultante da relação entre instituições é denominado contágio direto. O contágio classificado como indireto é resultante de efeitos informais e ocorre, por exemplo, a partir de eventos provenientes de informações advindas de redes sociais, manchetes de jornais e efeitos boca-a-boca.

No estudo do contágio no ambiente econômico financeiro, as pesquisas são caracterizadas pela diversidade de modelos e pelas diferentes leis que regem os países (Marçal, Pereira, Martin, & Nakamura, 2010). Em relação à modelagem, Rigobon (2001) destaca dificuldades relacionadas à dinamicidade dessas variáveis: retornos dos mercados de ações, taxas de juros, *spread* soberano e taxas de câmbio (Santos, 2010). Esses temas são, usualmente, encontrados no contexto de contágio direto.

No contágio indireto, outros fatores são considerados na caracterização do problema. Fatores culturais, éticos, o perfil e a confiabilidade dos agentes envolvidos são algumas perspectivas consideradas. A representação desse tipo contágio e suas complexidades são os objetos de estudo deste trabalho.

3. Modelagem baseada em agentes

Para Jennings (2000), modelar problemas do mundo real é uma das tarefas mais difíceis com a qual o homem já se envolveu devido a flexibilidade dos componentes e quantidade de interações possíveis. O papel da Modelagem Baseada em Agentes (MBA) é desenvolver modelos que simplifiquem esta complexidade. Segundo Bonabeau (2002), na MBA o sistema é modelado como uma coleção de entidades autônomas de tomadas de decisão denominadas “agentes”, que interagem entre si e com o ambiente. Das interações emergem comportamentos que são, muitas vezes, complexos, e que fornecem informações sobre a dinâmica do ambiente que está sendo simulada (Uhrmacher & Weyns, 2009).

A MBA oferece vantagens sobre outras técnicas de modelagem, tais como: descrição natural de certos tipos de sistemas, flexibilidade e capacidade de integração de diferentes tipos de variáveis no mesmo modelo (Bonabeau, 2002; Uhrmacher & Weyns, 2009). Macal e North (2006) citam, por exemplo, situações em que a MBA é indicada: quando há decisões e comportamentos que podem ser definidos discretamente, quando é necessário que os agentes mudem de comportamento e se adaptem a situações, quando os relacionamentos entre agentes podem ser efetivados ou dissolvidos e quando os agentes formam organizações e as suas mudanças de comportamento afetam a estrutura da organização.

Segundo Franklin e Gasser (1996), os trabalhos que envolvem pesquisa sobre agentes apresentam definições que são importantes para diferenciar agentes de simples programas de computador. Esses autores definem agentes como entidades autônomas que habitam um ambiente complexo e dinâmico, dedicam-se a um propósito e agem de acordo com as percepções desse ambiente. Russell e Norvig (2004) e Coppin (2010) definem agentes como elementos de uma sociedade que, a partir da utilização de sensores, podem perceber, geralmente de um modo limitado, o meio que

estão inseridos e dessa forma conseguem agir no ambiente e afetá-lo diretamente ou com a cooperação de outros agentes.

Para representar problemas reais, como o contágio financeiro indireto, percebe-se a necessidade de haver vários agentes trabalhando em conjunto. Eles interagem e comunicam entre si de forma colaborativa ou competitiva, onde dependem e influenciam os demais (Castelfranchi, 1998). Segundo Jennings (2000), dois pontos diferenciam qualitativamente as interações entre os agentes e os demais modelos computacionais. Em primeiro lugar as interações entre os agentes buscam atingir as metas considerando um nível de conhecimento do contexto do momento e de quem está envolvido na interação. Em segundo lugar, os agentes, por se situarem em um ambiente sobre o qual têm apenas controle parcial, precisam ter flexibilidade na tomada de decisões e resolver os problemas apresentados pelo ambiente. As decisões ou soluções fixadas por eles racionalmente serão respostas aos problemas que o meio apresenta.

Conforme Russel e Norvig (2004), é de extrema importância a percepção de qual tipo de ambiente é objeto de compreensão, pois as circunstâncias reais podem ser muito complexas. Essa percepção se torna útil para a escolha do nível e das características do agente para uma máxima aplicabilidade e desempenho.

A modelagem dos agentes segue regras de condição-ação, variando no nível de complexidade e também nos parâmetros que afetam cada um deles. Os parâmetros são meios pelos quais serão reguladas as sequências de operações e ações dos agentes entre si e com o ambiente (Russel & Norvig, 2004). Para o ambiente econômico-financeiro, a escolha da topologia usada para a simulação irá determinar como serão essas sequências de relações e a troca de informações entre os agentes (Macal & North, 2006). Assim sendo, foi escolhida a topologia de redes para representá-lo.

4. Modelo conceitual

De acordo com Brooks e Robinson (2001), um modelo conceitual é a descrição do contexto que se planeja simular, independente da escolha do software em que será adaptado. Para Brooks (2007), o modelo especifica a dinâmica desejada do ambiente, os agentes que o compõem, suas interações e regras que re-

gem o seu comportamento. Portanto, é fundamental este conhecimento para que o modelador entenda o funcionamento do sistema real.

O modelo conceitual pode ser representado através de diversas técnicas, como gráficos, tabelas, diagramas e mapas. Esse tipo de modelagem de dados é diferenciado da modelagem computacional por Sargent (1999) como sendo uma maneira de representar os problemas reais de forma matemática, lógica ou verbal. Segundo o autor, a modelagem computacional é o modelo conceitual aplicado por meio de programação computacional.

Moraes e Oliveira (2016) apresentam uma modelagem conceitual para representar o ambiente econômico-financeiro no caso do banco BTG. Para essa modelagem foram analisados 78 artigos de jornal, obtidos da Folha de S. Paulo, no período de 25 de novembro a 08 de dezembro de 2015, nos quais se encontrou o designativo BTG. Os resultados da análise identificaram 113 atores, ou agentes, que foram representados em 10 classes, como apresentado na Figura 1.

Figura 1. Frequência de atores determinadas durante o processo de análise de conteúdo.

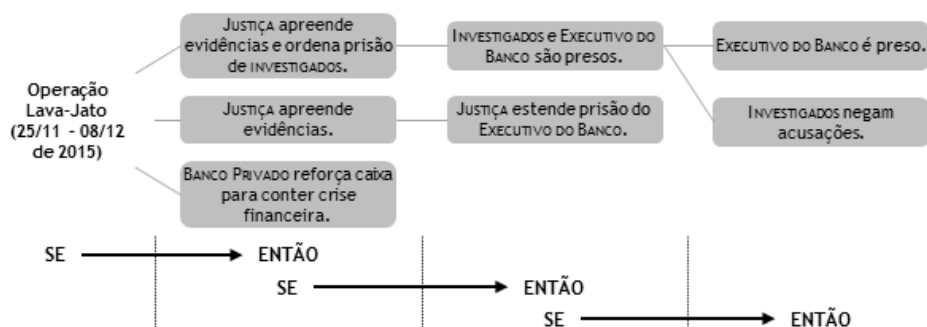


Fonte: Moraes e Oliveira (2016).

Com a classificação dos atores, foram construídos os diagramas apresentados nas Figuras 2, 3, 4 e 5 utilizando uma estrutura semântica simples (SE-ENTÃO). Essa estrutura permitiu sintetizar as ações de cada agente (parte SE) e a consequência dessas ações (parte ENTÃO).

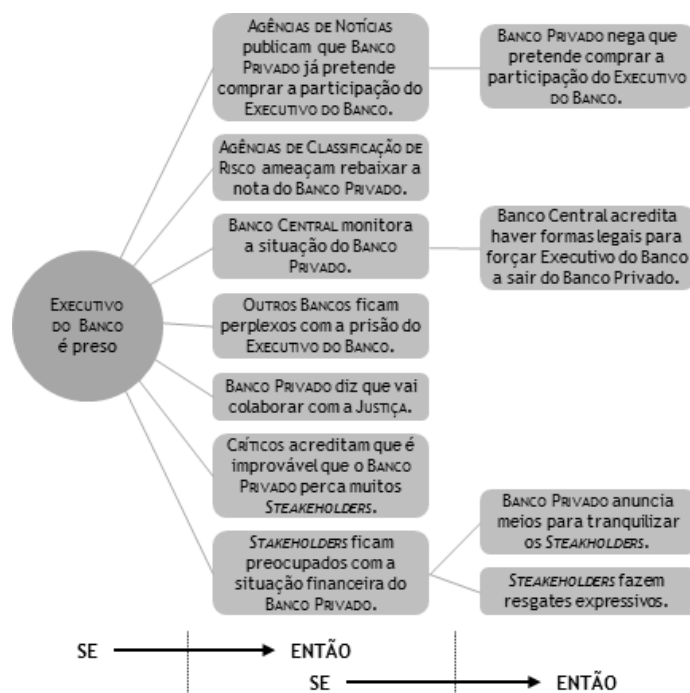
Uma das limitações da modelagem realizada por Moraes e Oliveira (2016) é a generalidade de sua representação, tratando o caso como um todo e, basicamente, descrevendo a sequência de acontecimentos. Esse modelo não apresentou a relação entre os agentes e como

Figura 2. Primeiro nível do modelo: interações entre os agentes e desses com o ambiente.



Fonte: Moraes e Oliveira (2016).

Figura 3. Segundo nível do modelo: comportamentos presentes no nó “Executivo do Banco é preso”.



Fonte: Moraes e Oliveira (2016).

eles influenciaram no processo de contágio.

Um diagrama de classes pode auxiliar nestes desafios. Para Bersini (2012), esta técnica é útil para o desenvolvimento da MBA por possuir uma estrutura padronizada que facilita a modelagem. O autor afirma que o fato de descobrir os agentes e seus relacionamentos ao longo do tempo é, na maioria das vezes, suficiente para a solução algorítmica do problema. Diagramas de classes também são citados por Brooks (2007) como uma das técnicas para modelar pensamentos, conhecimentos e conceitos. Além disso, servem de apoio para a decisão do que será incluso no modelo computacional (MBA). Neles são representados os relacionamentos entre as classes de agentes, que podem ser, por exemplo, uma associação, agregação ou dependência (Guedes, 2012). A

associação acontece quando duas classes estão ligadas entre si, possuem um link entre elas. Há agregação quando esse link representa uma classe que faz parte de um todo, estando contida na outra. A dependência demonstra a relação entre os agentes.

5. NetLogo

Existem vários softwares que realizam a MBA, como StarLogo (Klopfer, Scheintaub, Huang, Wendel, & Roque, 2009), Repast¹, Swarm², Jade³ e a plataforma NetLogo⁴, a qual foi utilizada neste trabalho. NetLogo permite a

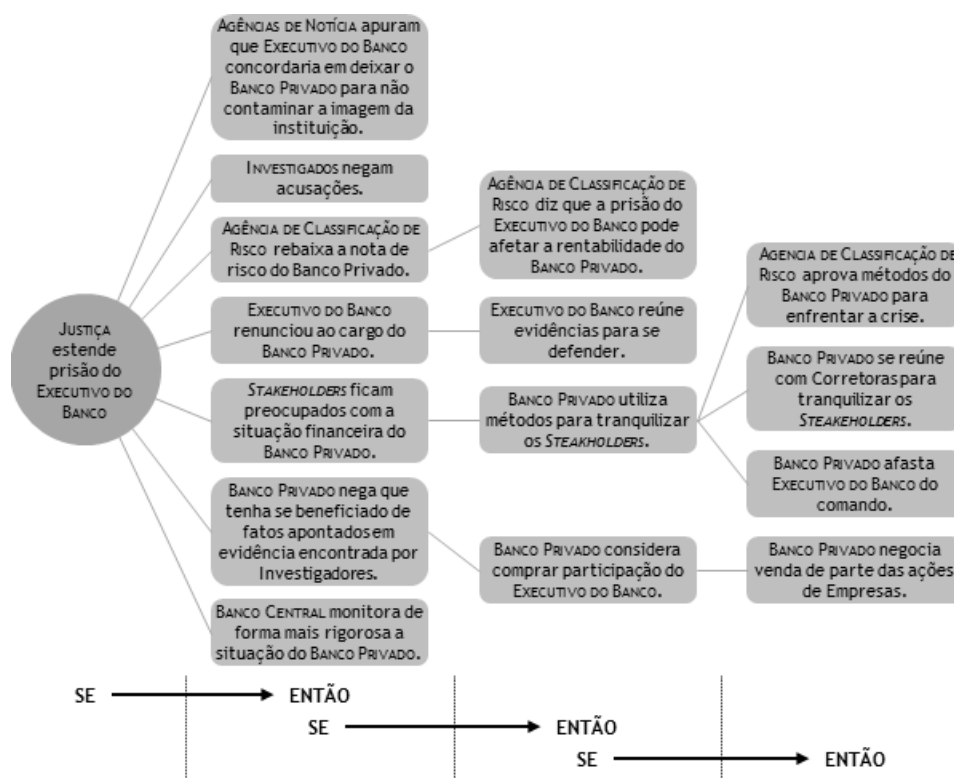
¹ https://repast.github.io/repast_simphony.html

² <https://pt.swarmapp.com>

³ <https://www.jadeworld.com>

⁴ <https://ccl.northwestern.edu/netlogo>

Figura 4. Segundo nível do modelo: comportamentos presentes no nó “Justiça estende prisão do Executivo do Banco”.



Fonte: Moraes e Oliveira (2016).

simulação de ambientes que representam fenômenos naturais ou sociais complexos o suficiente para serem modelados (Wilensky, 2016). Os modeladores podem dar instruções a centenas ou milhares de agentes independentes para explorar as relações que há entre eles (Nível Micro), como também os efeitos que essas relações provocam na dinâmica do ambiente (Nível Macro).

Há 4 tipos de agentes: *turtles*, *patches*, *links* e *observer*, que compõem e representam o ambiente do NetLogo (*NetLogo World*). Os agentes *turtles* possuem movimento dentro do ambiente (*world*). No caso, o ambiente é bidimensional e é dividido por *patches*. Cada *patch* representa um pedaço do terreno onde as *turtles* podem se locomover, sendo que as ligações entre elas é feita a partir dos *links*. O último agente, o *observer*, fornece instruções para todos os agentes e determina os seus parâmetros.

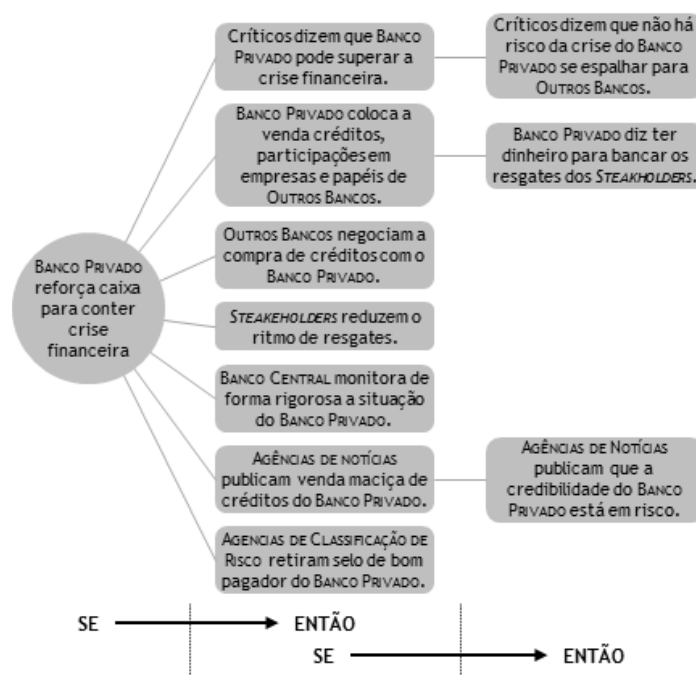
Além de fornecer essas ferramentas, NetLogo oferece uma biblioteca, a *Models Library*, com diversos tipos de MBA prontos, passíveis de serem modificados. Um desses modelos, o *Virus on a Network*, foi utilizado, a partir de modificações em seus parâmetros, para a si-

mulação do caso de estudo aqui proposto.

O referido modelo representa a propagação de um vírus em uma *Network*. Na interpretação de Stonedahl e Wilensky (2008), cada nó representa um computador e modela-se o progresso do vírus através dessa rede de computadores. Há três estados disponíveis para cada nó: suscetível (cor verde), infectado (cor vermelha) ou resistente (cor cinza).

Segundo Stonedahl e Wilensky (2008), o modelo funciona da seguinte forma: a cada passo de tempo (*tick*), cada nó infectado tentará infectar os seus vizinhos, que, se estiverem suscetíveis, serão contaminados de acordo com a probabilidade definida no parâmetro *Virus-spread-chance*. Os nós resistentes não podem ser infectados. Após serem infectados, os nós não percebem tal fato imediatamente. Essa percepção é definida pelo parâmetro *Virus-check-frequency*. Após esta verificação, há a probabilidade de o vírus ser removido e o nó atingir uma recuperação (parâmetro *Recovery-chance*). Se um nó atingir uma recuperação, há a probabilidade que ele se torne resistente a esse tipo de vírus no futuro, por meio do parâmetro *Gain-resistance-chance*. Enfim, quando o nó se torna resistente, as relações

Figura 5. Segundo nível do modelo: comportamentos presentes no nó “Banco Privado reforça caixa para conter crise financeira”.



Fonte: Moraes e Oliveira (2016).

entre ele e seus vizinhos são escurecidas, por não ser mais possível espalhar o vírus.

Há ainda outros parâmetros que podem ser modificados ao longo da simulação, como escolher o número de nós, através da barra *Number-of-nodes*, o número de *links* que saem de cada nó, pela barra *Average-node-degree*, e o controle *Initial-outbreak-size*, que determina quantos nós estão infectados no início da simulação.

Além da simulação, o modelo mostra o número de nós em cada estado (suscetível, infectado, resistente) ao longo do tempo, através do gráfico *Network Status*. Ao final, o vírus desaparecerá e alguns nós estarão suscetíveis, enquanto outros se tornarão imunes.

6. Metodologia

Com os estudos sobre o contágio e MBA, a metodologia foi dividida em três grandes etapas. A primeira etapa foi destinada à ampliação e validação das informações obtidas por Moraes e Oliveira (2016). Esse trabalho contemplou somente as reportagens da Folha de S. Paulo entre 25 de novembro a 08 de dezembro de 2015. Questionamentos sobre a possível tendência nas reportagens e a falta de informações motivou a busca por outras fontes de notícias, nesse caso, as agências de notícias Valor Econômico, O Globo e InfoMoney. O pe-

ríodo analisado nas novas fontes foi o mesmo empregado na Folha de S. Paulo.

A segunda etapa realizada neste estudo foi o aprofundamento e adaptação do modelo conceitual para, a partir dos diagramas entidade-relacionamento (ER) (Figuras 2, 3, 4 e 5), desenvolver um diagrama de classes, o qual permitiu mapear o comportamento individual, social e organizacional dos agentes envolvidos no caso.

Com base nas informações de frequência dos atores identificada na análise de conteúdo (Figura 1), foram definidas as classes de agentes que correspondem a cada agente. Ou seja, cada agente é representado por uma classe. Essas classes foram nomeadas de acordo com o papel que os agentes atuam no ambiente. Os diagramas ER que mostram a sequência dos acontecimentos foram utilizados para a construção das relações entre as classes dos agentes. No diagrama de classes essas relações foram representadas por linhas cheias (associação) ou tracejadas (dependência). Cada uma dessas relações apresenta um valor que identifica uma quantidade de conexões (de 1 a n). As setas indicam a direção de leitura dos relacionamentos e as linhas com losango a informação de agregação entre classes (losango colocado junto à classe que representa o elemento agregador). Os principais comporta-

mentos dos agentes, por sua vez, foram descritos como métodos nas suas classes. Cabe salientar que esses comportamentos podem ser: (i) públicos, visíveis por todos os agentes (“+”), (ii) protegido, visível pelo agente e pelos agentes a ele relacionados (“#”), e (iii) privado, visível apenas pelo agente.

A construção do diagrama de classes propiciou uma adaptação no modelo. Essa adaptação se deu pela organização e síntese das informações obtidas, identificação dos agentes e seus relacionamentos, para, assim, viabilizar a terceira etapa deste trabalho: a implementação da MBA por meio do modelo *Virus on a Network* do NetLogo.

No processo de implementação, foram utilizados os resultados da contagem de atores (Figura 1) e os dados presentes no diagrama de classes (Figura 6) para alterar os parâmetros preestabelecidos no código do modelo original. Nesse momento, foram estabelecidos critérios para a definição dos parâmetros em três experimentos distintos. Os experimentos tiveram como objetivo mapear o comportamento dos agentes durante a propagação das informações e observar as alterações entre as simulações.

7. Resultados

7.1. Ampliação e validação das informações

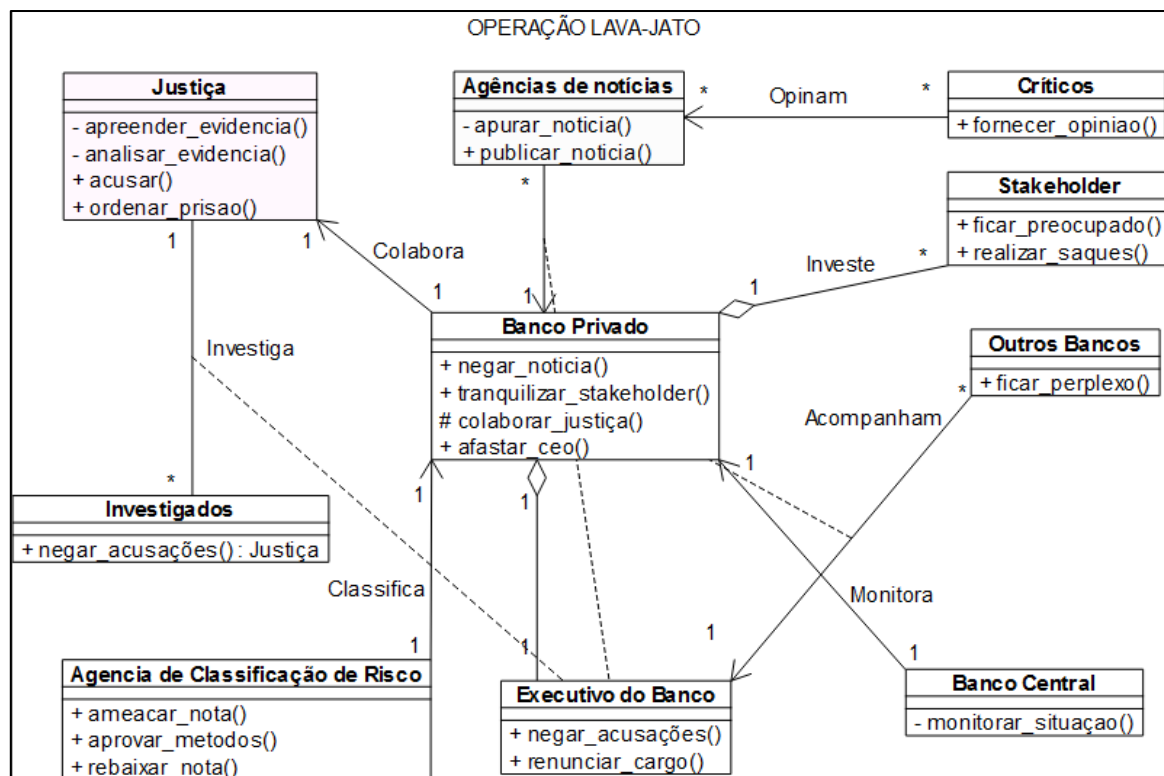
A ampliação da pesquisa nas novas fontes (Valor Econômico, Globo e InfoMoney) confirmaram os agentes e a sequência de acontecimentos e ligações identificados por Moraes e Oliveira (2016), validando assim o modelo proposto.

7.2. Adaptação do modelo conceitual

A Figura 6 é o diagrama de classes desenvolvido a partir dos diagramas ER. Para exemplificar o seu entendimento, descreve-se a seguir alguns de seus links:

- A classe Justiça possui um (“1”) agente que se relaciona com um (“1”) agente da classe Investigados por intermédio de uma ligação de associação (“-”).
- N (“*”) agentes da classe Stakeholders se relacionam com um (“1”) agente da classe Banco Privado por intermédio de uma ligação de agregação. É importante notar que, a operação de ligação apresenta o losango conectado à classe Banco Privado, isto é, o Banco Privado agrega a classe Stakeholders.
- N (“*”) agentes da classe Críticos se relacionam com um (“1”) agente da classe Agências de notícias por intermédio de uma ligação de associação (“-”).

Figura 6. Diagrama de classes dos principais agentes envolvidos no caso.



Fonte: elaborado pelos autores.

nam com um (“1”) agente da classe Agência de Notícias por intermédio de um *link* que indica a direção (“→”) do fluxo da informação. Neste caso, os Críticos opinam e as Agências de Notícias divulgam as suas opiniões.

Para a MBA, simplificou-se o diagrama de classes, que na sua forma original é composto por 10 agentes e 21 comportamentos. Assim, de modo a tornar a MBA menos complexa, nesta última etapa da metodologia os agentes do diagrama de classes foram agrupados em função dos seus comportamentos.

Primeiramente, foram analisados os principais comportamentos de contágio dos agentes do diagrama ER. Observou-se que os agentes podem ser caracterizados em três grupos de comportamentos: (i) agentes que alteram o seu estado devido a informações que constam no ambiente, (ii) agentes que foram impactados pelo efeito do contágio, mas, em um primeiro momento, não atuam para a sua propagação e (iii) agentes que se tornam imunes ao efeito do contágio, isto é, não atuam para a sua propagação, rompendo o *link* com os demais. No entanto, identificou-se que os agentes Agências de Notícias, Banco Privado e Justiça não se enquadram em nenhum desses três comportamentos, pois realizam ações que induzem o comportamento dos demais. Ou seja, esses agentes atuam influenciando de forma positiva ou negativa o contágio.

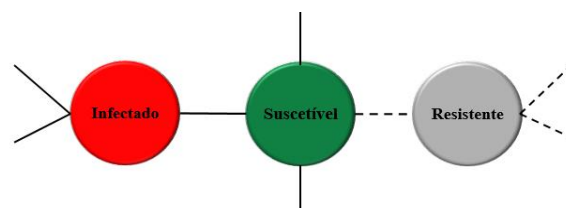
Os agentes Agência de Notícias e Justiça induzem os demais agentes ao contágio com informações e posicionamentos sobre o caso BTG e de seu Presidente Executivo. Por outro lado, o Banco Privado atua mediante a divulgação de informações para mitigar o efeito do contágio. Deste modo, é possível verificar que os comportamentos desses agentes são a primeira ação de influência no ambiente de estudo. No diagrama de classes é possível, por exemplo, observar situações como: (i) Banco Privado tranquiliza *Stakeholders*, (ii) Agência de Notícias publica notícias e (iii) Justiça acusa investigados.

A classificação de comportamentos nos três grupos evidencia a semelhança existente entre o caso estudado e o modelo *Virus on a Network* do NetLogo. Neste modelo, há três tipos de agentes que interagem entre si e com o ambiente, como um vírus que se espalha por uma rede de computadores: (i) agentes infectados, (ii) agentes suscetíveis e (iii) agentes

resistentes. Os agentes infectados possuem o vírus e são capazes de infectar os agentes suscetíveis. Estes, por sua vez, podem tornar-se resistentes.

Portanto, fazendo um paralelo com o modelo de classes, os agentes que alteram o seu estado devido a informações que constam no ambiente podem ser do tipo infectado, os agentes que foram impactados pelo efeito do contágio são do tipo suscetíveis e os agentes que se tornam imunes ao efeito do contágio são do tipo resistentes. A nova classificação de comportamentos pode ser visualizada no Mapa de Estado dos Agentes, na Figura 7. Nesse mapa, os *links* representados por linhas tracejadas significam que o agente perdeu a sua conexão com os demais agentes, ou seja, não atua para a disseminação do contágio. Já os que possuem *links* representados por linhas cheias podem mudar de estado, de suscetível para infectado ou de infectado para suscetível. Essa representação foi importante, pois simplificou e aproximou ainda mais a representação real do caso em uma representação virtual, possibilitando a simulação.

Figura 7. Mapa de Estado dos Agentes.



Fonte: elaborado pelos autores.

7.3. Implementação do modelo

Com tais características definidas foi possível adaptar o caso estudado ao modelo *Virus on a Network*. Esse processo foi realizado pela modificação do nível dos parâmetros do modelo, de acordo com o número de agentes (113) obtidos na Figura 1.

Dos 113 agentes foi retirada a quantidade equivalente às três classes que não se enquadraram na classificação de comportamentos principais (Agências de Notícias, Banco Privado e Justiça), ou seja, 38% de 113. Logo, restaram 70 agentes que estipularam o primeiro parâmetro, *Number-of-nodes*. Os demais parâmetros do modelo foram modificados de acordo com as seguintes características:

- *Average-node-degree*: o seu valor pode ser variado de 1 a 9. Para a implementação do caso, esse intervalo foi definido entre 4 e 8.

Tabela 1. Parâmetros definidos para a realização dos 3 experimentos no modelo.

Parâmetros	Valores dos parâmetros para os experimentos		
	Experimento 1	Experimento 2	Experimento 3
<i>Number-of-nodes</i>	70	70	70
<i>Average-node-degree</i>	4	6	8
<i>Initial-outbreak-size</i>	27	27	27
<i>Virus-spread-chance</i>	1,9%	1,9%	1,9%
<i>Virus-check-frequency</i>	3 ticks	3 ticks	3 ticks
<i>Recovery-chance</i>	1,9%	1,9%	1,9%
<i>Gain-resistance-chance</i>	25%	25%	25%

Fonte: elaborado pelos autores.

O valor mínimo foi resultado de uma média simples da quantidade de ligações que cada agente fez com seus vizinhos, observada no diagrama de classes. Já o máximo foi a maior quantidade de ligações que um agente realizou e foi determinado o valor 6 para representar os *links* intermediários, também verificados no mesmo diagrama.

- *Initial-outbreak-size*: retrata os agentes que inicialmente já estavam infectados pela informação, sendo eles o Executivo do Banco e Investigados que, considerando as porcentagens da Figura 1 e o número total de agentes, resultaram em 27 de 113.
- *Virus-spread-chance*: expressa em porcentagem, representa a parcela dos agentes Agências de Notícias e Justiça, que se tornaram parte do ambiente, pois estes têm a capacidade de infectar seus vizinhos que estiverem suscetíveis a cada passo de tempo (*tick*).
- *Virus-check-frequency*: a quantidade de *ticks* foi definida como três, que representam os três nós do primeiro nível do diagrama ER (Figura 2). Esses nós são a representação dos principais eventos que desencadearam o contágio.
- *Recovery-chance*: representa a porcentagem da classe Banco Privado através de uma relação de proporcionalidade entre os valores da Figura 1 e o valor máximo de 10% determinado pelo modelo do NetLogo.
- *Gain-resistance-chance*: representa a porcentagem dos agentes Críticos, Outros Bancos e *Stakeholders* que reagiram positivamente após as intervenções do Banco Privado. Esse valor foi de 25%, soma dos valores correspondentes a cada agente na Figura 1.

Com as propriedades de cada parâmetro definidas, foram realizadas três simulações no modelo, cada uma variando o *Average-node-*

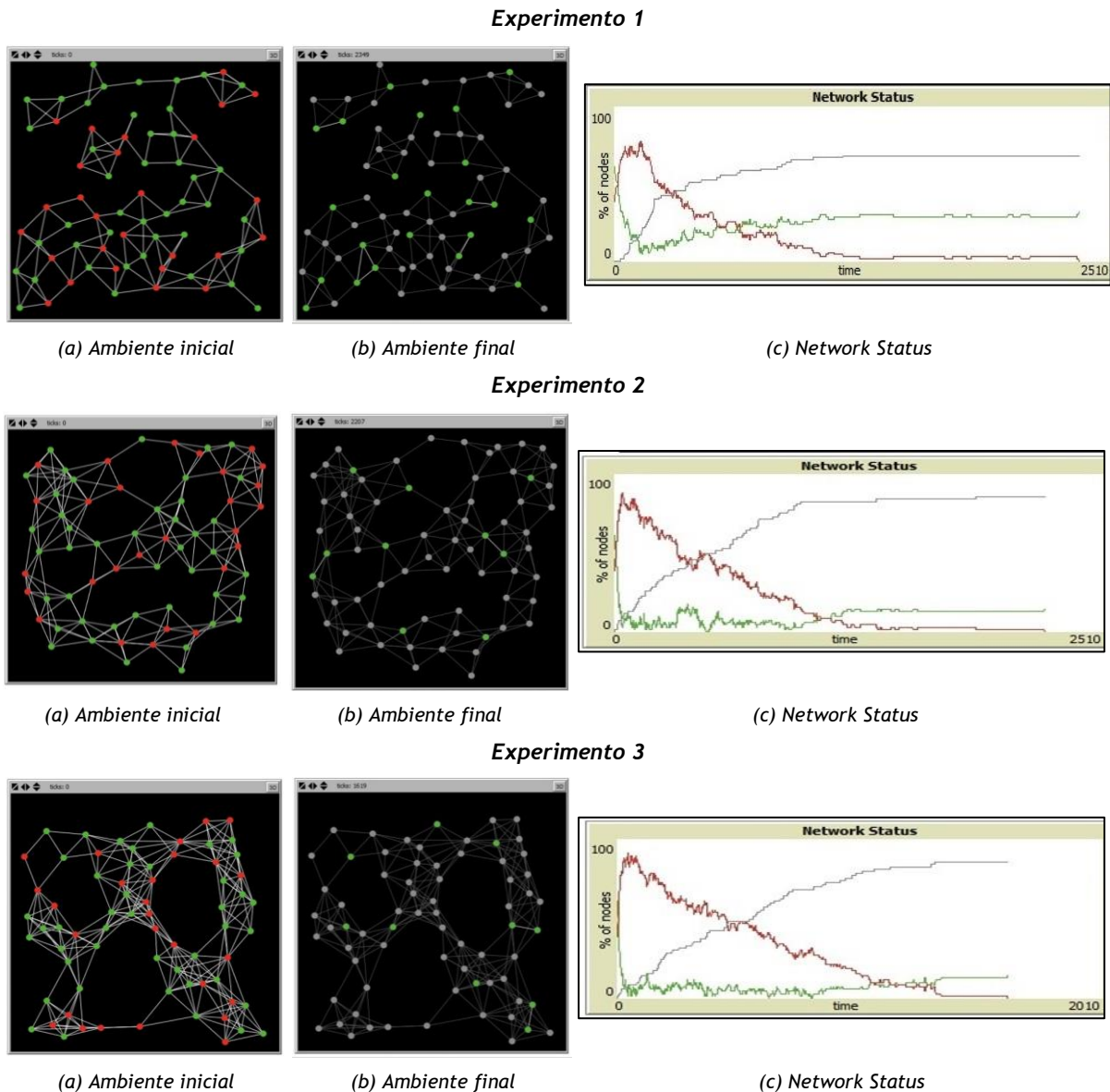
degree com os valores citados anteriormente. As relações dos dados utilizados em cada experimento da implementação são descritas na Tabela 1.

7.3.1. Experimentos

Os três experimentos realizados permitiram uma visualização da propagação de informações no ambiente econômico-financeiro. Os experimentos são mostrados na Figura 8, cada um deles apresentados em três imagens. A primeira representa o ambiente inicial composto por agentes infectados (círculos vermelhos) e suscetíveis (círculos verdes). A segunda diz respeito ao ambiente final após a disseminação das informações (contágio) e contém agentes resistentes e suscetíveis. A terceira contém o gráfico do *Network Status*, que representa a dinâmica do estado da rede, através da porcentagem de cada tipo de agente em relação ao tempo.

No experimento 1, que contém o menor número de *links* saindo de cada nó (*Average-node-degree*), foi possível perceber uma quantidade maior de agentes suscetíveis ao final da simulação do que nos demais. Simultaneamente, o número de *ticks* (passos de tempo) dessa simulação é maior que dos experimentos 2 e 3.

Pelos gráficos *Network Status* (ambiente virtual), constatou-se que os resultados obtidos se aproximaram dos fornecidos no diagrama ER e diagrama de classes (ambientes reais), cujos eventos refletiram a diminuição do contágio no período determinado por Moraes e Oliveira (2016). Essa diminuição também pode ser identificada no gráfico da Figura 9, que apresenta a relação entre as ações do Banco BTG e de empresas associadas a ele. No período entre 25 de novembro e 08 de dezembro percebe-se que os preços das ações caíram significativamente, o que pode ser interpretado como

Figura 8. Ambientes inicial (a) e final (b) e o *Network Status* (c) dos experimentos 1, 2 e 3*.

* ■ = agentes infectados, ■ = agentes suscetíveis e ■ = agentes resistentes.

Fonte: elaborado pelos autores com o *software* NetLogo.

o auge do contágio. Contudo, após esse intervalo houve um aumento no preço das ações e, por volta do dia 14 de dezembro, já se identifica que houve uma estabilização das mesmas.

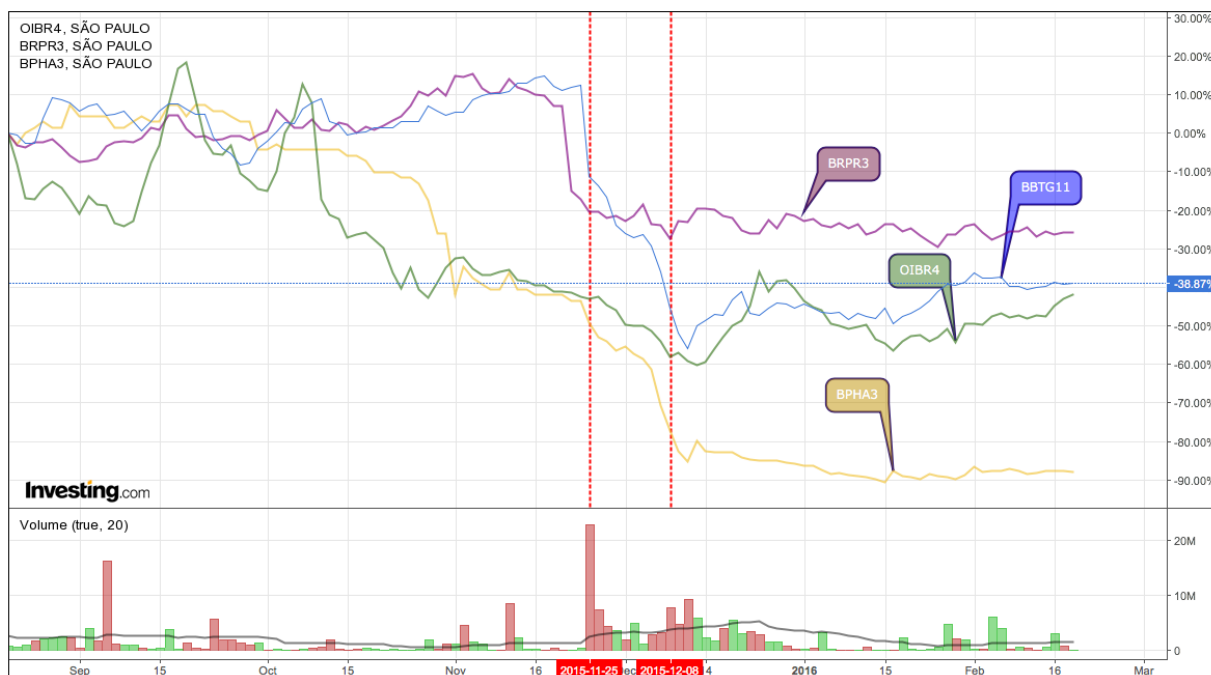
8. Conclusão

A análise realizada na ampliação das fontes de pesquisa apresentou o mesmo padrão de abordagem sobre o caso. Os 10 agentes identificados inicialmente por Moraes e Oliveira (2016) foram mencionados pelo Valor Econômico, O Globo e InfoMoney com a mesma frequência que nas reportagens da Folha de S. Paulo. Além disso, ao analisar o comportamen-

to de cada agente e ampliar a estrutura SE-ENTÃO, notou-se que a sequência de acontecimentos e ligações presentes permaneceu a mesma do diagrama ER.

Com a ampliação e validação das informações, foi possível sintetizar com fundamentação o modelo conceitual de modo a aproximar ainda mais a representação real do caso em uma representação virtual. Ou seja, foi possível perceber a dinâmica do caso real por meio da representação dos comportamentos dos agentes no diagrama de classes.

No caso estudado, essa dinâmica é caracterizada por eventos provenientes de fontes informais como notícias advindas de redes

Figura 9. Comportamento das ações do banco BTG e empresas associadas a ele.

Fonte: Moraes e Oliveira (2016).

sociais, boca-a-boca e manchetes de jornais. Como essas fontes informais são perceptíveis no diagrama de classes e no Mapa de Estado dos Agentes (Figura 7), conclui-se que o mesmo alcançou o seu objetivo em mostrar a influência de um contágio indireto no ambiente e em seus agentes, ou seja, o modelador entendeu o funcionamento do caso estudado.

Na última etapa do trabalho, comparando os gráficos dos experimentos com o das ações, tem-se que eles apresentaram agentes com comportamentos semelhantes aos agentes do caso real. Inicialmente, ao inserir os dados do modelo conceitual no modelo do NetLogo, havia uma grande quantidade de agentes suscetíveis ao contágio e posteriormente o número de agentes resistentes a ele ultrapassou a quantidade de suscetíveis e infectados. Assim, a velocidade do contágio foi reduzida por meio de medidas mitigadoras de agentes como o

próprio BTG, tornando o ambiente estável, igual ao ambiente do gráfico das ações.

Segundo Sousa (2013), um dos motivos para se realizar a MBA no ambiente econômico-financeiro é poder fazer previsões, ou seja, realizar estudos dos comportamentos dos agentes envolvidos e assim analisá-los ao longo do tempo para que se possa fazer deduções através de simulações. Com o modelo utilizado não é possível fazer essas previsões, pois são necessários estudos mais complexos envolvendo agentes com aprendizagem (nível mais elevado na classificação de agentes). Contudo, a pesquisa contemplou a ampliação e validação das informações, aprofundamento e adaptação do modelo conceitual e, por último, com implementação da MBA mostrou-se uma contribuição eficaz para visualização do fenômeno e possíveis aprofundamento na pesquisa.

Agradecimentos

Este trabalho foi parcialmente financiado pelo CNPq, Projeto “Análise da ocorrência de contágio financeiro pela propagação de informações qualitativas no ambiente econômico-financeiro” (Chamada Pública MCTI/CNPq nº 14/2013 Universal).

Referências

- Bandt, O. & Hartmann, P. (2000). *Systemic risk: a survey*. European Central Bank, Working Paper Series, 35.
- Bersini, H. (2012). UML para ABM. *Journal of Artificial Societies and Artificial Simulation*, 15(1).

- Bonabeau, E. (2002). Agent-Based Modelling: Methods and Techniques for Simulating Human Systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA*, 99(3), 7280-7.
- Brooks R. J., Robinson S. & Lewis, C. (2001). *Simulation and inventory control*. Basingstoke: Palgrave.
- Brooks R. J. (2007). *Conceptual modelling: framework, principles, and future research*. Lancaster University Management School Working Paper, 11.
- Castelfranchi C. (1998). Modelling social action for AI agents. *Artificial Intelligence*, 103, 157-82.
- Coppin, B. (2010). *Inteligência Artificial*. Rio de Janeiro: LTC.
- Dornbusch, R., Park, Y. C. & Claessens, S. (2000). Contagion: understanding how It spreads. *World Bank Research Observer*, 15(2), 177-97.
- Edwards, S. (2000). Contagion. *The World Economy*, 23(7), 873-900.
- European Central Bank (2010). *Recent advances in modelling systemic risk using network analysis*. Frankfurt am Main: European Central Bank.
- Franklin, S. & Graesser, A. (1996). Is it an Agent, or just a Program?: A Taxonomy for Autonomous Agents. *Third International Workshop on Agent Theories, Architectures, and Languages*.
- Guedes, G. T. A. (2012). *Um metamodelo UML para a modelagem de requisitos em projetos de sistemas multiagentes* (Tese de doutorado em Ciencia da Computação). Porto Alegre: Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
- Jennings, N. R. (2000). On agent-based software engineering. *Artificial Intelligence*, 117, 277-96.
- Kaufman C. (1994). Bank Contagion: A Review of the Theory and Evidence. *Journal of Financial Services Research*, 8, 50-123.
- Klopfer, E. Scheintaub, H., Huang, W, Wendel, D. & Roque, R. (2009). The simulation cycle: combining games, simulations, engineering and science using StarLogo TNG. *E-Learning*, 6(1), 71-96.
- Macal, C. M. & North, M. J. (2006). Tutorial on Agent-based Modelling and Simulation - Part 2: How to model with agents. *Winter Simulation Conference*. Argonne, USA.
- Marçal, E. F., Pereira, P. L. V., Martin, D. M. L. & Nakamura, W. T. (2010). Evaluation of contagion or interdependence in the financial crises of Asia and Latin America, considering the macroeconomic fundamentals. *Applied Economics*, 43, 2365-79.
- Martins, B. S. & Alencar, L. S. (2009). *Concentração bancária, lucratividade e risco sistêmico: uma abordagem de contágio indireto*. Banco Central do Brasil - Trabalhos para Discussão, 190.
- Ministério Público Federal (2016, 15 de Setembro). *Caso Lava Jato - Entenda o caso*. <http://lavajato.mpf.mp.br/entenda-o-caso>.
- Moraes C. A. S. & Oliveira, P. M. (2016). Conceptual model from a financial contagion case to build an agent-based model. *International Conference on Social Computing, Behavioral-Cultural Modeling & Prediction and Behavior Representation in Modeling and Simulation*. Washington DC, EUA.
- Rigobon, R. (2002). Contagion: how to measure it? In S. Edwards & J. Frankel (Eds.), *Preventing currency crises in emerging markets*. Chicago: National Bureau of Economic Research, University of Chicago Press.
- Russel, S. J. & Norvig, P. (2004). *Inteligência Artificial*. Rio de Janeiro: Elsevier.
- Samson, A. (2014). *The behavioral economics guide 2014 (with a foreword by George Loewenstein)*. <http://www.behavioraleconomics.com>.
- Santos R. P. S. (2010). *Modelando contágio financeiro através de cópulas* (Dissertação de mestrado em Economia). São Paulo: Fundação Getúlio Vargas.
- Sargent R. G. (1999). Validation and verification of simulation models. *Winter Simulation Conference*. Syracuse, EUA.
- Sousa J. M. P. (2013). *Plataforma de simulação em repast simphony para análise da divulgação de novas ideias em mercado* (Dissertação de mestrado em Engenharia Informática). Porto, Portugal.
- Uhrmacher, A. M. & Weyns, D. (2009). *Multi-agent systems: simulation and applications*. CRC Press.

Sobre os autores

Priscilla Morais de Oliveira

Graduanda em Engenharia Civil pela Universidade Católica de Brasília, voluntária de Iniciação Científica no projeto “Análise da ocorrência de contágio financeiro pela propagação de informações qualitativas no ambiente econômico-financeiro”.

Catheriny Soares Andrade Moraes

Graduanda em Engenharia Civil pela Universidade Católica de Brasília, bolsista CNPq de Iniciação Científica no projeto “Análise da ocorrência de contágio financeiro pela propagação de informações qualitativas no ambiente econômico-financeiro”.

Ana Paula Bernardi da Silva

Doutora em Engenharia de Sistemas Eletrônicos e de Automação pela Universidade de Brasília, mestre em Matemática Aplicada Computacional pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul e licenciada em Matemática pela Universidade Federal de Rio Grande. Tem experiência, desenvolvendo projetos desde 2002, na área de modelagem e implementação de Sistemas Inteligentes, construção de cenários e Informática Aplicada à Saúde. Atualmente é professora do Mestrado em Gestão do

Conhecimento e Tecnologia da Informação onde atua no grupo de pesquisa focado na Modelagem de Sistemas complexos.

Rosalvo Ermes Streit

Doutor em Administração, na área de Sistemas de Informação e de Apoio à Decisão e Mestre em Ciência da Computação pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul, na área de Sistemas de Informação, especialista em Administração Estratégica de Sistemas de Informações pela FGV/EBAP/DF e graduado em Engenharia Elétrica (ênfase Eletrônica) pela Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul. Tem experiência na área da Ciência da Computação e Administração, atuando principalmente nos seguintes temas: gestão da informação, sistema financeiro, sistemas complexos, modelos analíticos e de simulação, com ênfase nos modelos baseados em agentes. Entre 2008 e 2010 atuou como professor convidado na Escola FGV de Brasília (Fundação Getúlio Vargas), nos cursos MBA em Estratégia Empresarial e MBA em Administração Estratégica de Sistemas de Informação. Atualmente, é docente-pesquisador do Mestrado em Gestão do Conhecimento e Tecnologia da Informação da Universidade Católica de Brasília e, desde 1994, analista do Banco Central do Brasil.