

MANIFESTO DE CIÊNCIA SOCIAL COMPUTACIONAL¹

*Rosaria Conte², Nigel Gilbert³, Giulia Bonelli⁴,
Claudio Cioffi-Revilla⁵, Guillaume Deffuant⁶, János Kertész⁷,
Vittorio Loreto⁸, Suzy Moat⁹, Jean-Pierre Nadal¹⁰,
Ángel Sánchez¹¹, Andrzej Nowak¹², Andreas Flache¹³,
Maxi San Miguel¹⁴ e Dirk Helbing¹⁵*

¹ Versão original publicada em *The European Physical Journal Special Topics*, vol. 214, n. 1, novembro de 2012, pp 325-346, sob o título “Manifesto of computational social science”. A Comissão Editorial da revista Mediações agradece aos editores e aos autores por autorizarem esta publicação. Traduzido do inglês por Ronaldo Baltar.

² Diretora do LABSS (Laboratory of Agent Based Social Simulation) do Institute of Cognitive Science and Technology (ISTC) - CNR, Itália. rosaria.conte@istc.cnr.it

³ Professor de sociologia e diretor do Centre for Research in Social Simulation (GRESS), University of Surrey, Reino Unido.

⁴ Pesquisadora do LABSS (Laboratory of Agent Based Social Simulation) do Institute of Cognitive Science and Technology (ISTC) - CNR, Itália.

⁵ Professor de ciência social computacional e diretor do Center for Social Complexity, George Mason University, Estados Unidos.

⁶ Pesquisador do National Research Institute of Science and Technology for Environment and Agriculture (IRSTEA), França.

⁷ Pesquisador do Institute of Physics, Budapest University of Technology and Economics, Hungria

⁸ Professor do Departamento de Física da Sapienza Università di Roma, Itália.

⁹ Pesquisadora associada sênior em ciências comportamentais na Warwick Business School, Reino Unido.

¹⁰ Pesquisador do Laboratoire de Physique Statistique (LPS) da Ecole Normale Supérieure, do Centre d'Analyse et de Mathématique Sociales (CAMS) da Ecole des Hautes Etudes en Sciences Sociales e pesquisador do CNRS, França.

¹¹ Catedrático do Departamento de Matemáticas da Escuela Politécnica Superior, Universidad Carlos III de Madrid, Espanha.

¹² Pesquisador do Center for Complex Systems, University of Warsaw, Polônia

¹³ Professor do Interuniversity Center for Social Science Theory and Methodology (ICS) da University of Groningen, Holanda.

¹⁴ Professor do Instituto de Física Interdisciplinar y Sistemas Complejos (IFISC) - Consejo Superior de Investigaciones Científicas (CSIC), Campus Universitat Illes Balears, Palma de Mallorca, Espanha.

RESUMO

A crescente integração da tecnologia em nossas vidas criou volumes sem precedentes de dados sobre o comportamento cotidiano da sociedade. Esses dados abrem novas oportunidades para se trabalhar em direção a um entendimento quantitativo dos sistemas sociais complexos, no âmbito de uma nova disciplina conhecida como Ciência Social Computacional. Num contexto de crises financeiras, revoltas e epidemias internacionais, fica clara a urgente necessidade de maior compreensão da complexidade da sociedade global interconectada, bem como da capacidade de se aplicar tais conhecimentos às formulações de políticas. Este manifesto descreve os objetivos dessa nova direção científica, considerando os desafios envolvidos, e os amplos impactos que o sucesso deste empreendimento pode trazer para a ciência, a tecnologia e a sociedade.

Palavras-chave: Manifesto. Ciência social computacional. Pesquisa quantitativa. Bases de dados.

MANIFESTO OF COMPUTATIONAL SOCIAL SCIENCE

ABSTRACT

The increasing integration of technology into our lives has created unprecedented volumes of data on society's everyday behaviour. Such data opens up exciting new opportunities to work towards a quantitative understanding of our complex social systems, within the realms of a new discipline known as Computational Social Science. Against a background of financial crises, riots and international epidemics, the urgent need for a greater comprehension of the complexity of our interconnected global society and an ability to apply such insights in policy decisions is clear. This manifesto outlines the objectives of this new scientific direction, considering the challenges involved in it, and the extensive impact on science, technology and society that the success of this endeavour is likely to bring about.

Keywords: Manifesto. Computational social science. Quantitative research. Databases.

¹⁵ Professor de sociologia, modelagem e simulação no Instituto Federal de Tecnologia (ETH) de Zurique, Suíça, e coordenador científico do FuturICT Flagship Project.

OBJETIVOS E OPORTUNIDADES

Em um mundo de explosão demográfica, crises globais, distúrbios étnicos e religiosos e aumento da criminalidade, a compreensão da estrutura e funcionamento da sociedade, bem como a natureza de suas alterações, é crucial para a governança e para o bem-estar das pessoas. A humanidade enfrenta atualmente grandes desafios. Deixando-se à parte questões ambientais e o esgotamento dos recursos naturais, ainda são formidáveis os problemas sociais e políticos com os quais temos que lidar:

- Alteração da estrutura da população (variação da taxa de natalidade, a migração);
- Instabilidade financeira e econômica (confiança, consumo e investimentos, dívida soberana, tributação e inflação/deflação; a sustentabilidade dos sistemas de proteção social, e assim por diante);
- Divisão social, econômica e política (entre pessoas de diferentes gêneros, idade, escolaridade, renda, religião, cultura, língua, preferências);
- Ameaças contra a saúde (devido à propagação de epidemias, mas também por causa de dietas e hábitos pouco saudáveis);
- Desnível de poder em um mundo multipolar;
- Crime organizado, incluindo o cibercrime, conflitos sociais e guerras;
- Incertezas sobre o desenho e a dinâmica institucional (no tocante à regulação, autoridade, corrupção, equilíbrio entre os sistemas locais e globais, centralizados e descentralizados);
- Uso ético de sistemas de informação e comunicação (riscos cibernéticos, violação de privacidade, uso indevido de dados confidenciais, *spam*).

Nos últimos anos, os cientistas sociais começaram a organizar e a classificar o número, a variedade e a gravidade dos pontos críticos – se não patologias e falhas – que são recorrentes em sistemas sociais complexos (HELBING; BALIETTI, 2011; SONG; ZHANG; GILES, 2011). Estes pontos estão entre os problemas sociais mais graves, difíceis de serem previstos, tratados, e que levantam sérios alertas sociais.

Além disso, a sociedade humana nunca se transformou de maneira tão rápida como agora. O desenvolvimento tecnológico abriu novos canais de comunicação, induziu novos padrões de comportamento, influenciou significativamente os princípios das organizações, cujos produtos estão se tornando “fatores-formadores” da história. Nós, seres humanos, temos preservadas nossas propriedades biológicas básicas, geneticamente determinadas, ao longo de dezenas de milhares de anos, mas o nosso comportamento social parece estar se alterando com uma velocidade sem precedentes, desafiando continuamente nossa adaptabilidade.

Parte das dificuldades para respondermos aos desafios mencionados acima é inerente às características fundamentais da complexidade social. Sistemas sociais complexos são caracterizados por vários níveis ontológicos com conexões multidirecionais, que seguem não só dos níveis micro para o macroscópico, mas também de volta, a partir do macro para os microníveis (HELBING; JOST; LANE, 2008). Além disso, os sistemas sociais complexos apresentam uma difusão ampla e acelerada de fenômenos, comportamentos e traços culturais. Essa propagação acelerada leva, por um lado, ao surgimento de novas propriedades nos sistemas em nível agregado - como, por exemplo, novas opiniões públicas e movimentos políticos, novas identidades locais e globais, preferências coletivas, de atitudes, até mesmo de humor, etc – e, por outro lado, conduz a grandes eventos críticos nas esferas sociais, econômicas e/ou políticas, tais como crises financeiras mundiais e o colapso dos regimes políticos.

Finalmente, os sistemas sociais complexos muitas vezes mostram interdependências e interferências entre suas propriedades e os processos de transformação. A interação entre evolução cultural e biológica tem apresentado interligações inesperadas, distante do paralelo preconizado pela teoria da dupla herança (RICHERSON; BOYD, 1978), como mostra o modelo de transição demográfica (TD) (CHESNAIS, 1993). Com base em uma interpretação da história demográfica, desenvolvida em 1929, pelo demógrafo americano Warren Thompson, o modelo TD aponta para a existência de um distanciamento entre crescimento econômico e demográfico: em todo o mundo, quanto maior a renda média da população menor será a sua taxa de natalidade.

Estes problemas dependem das mesmas circunstâncias que podem nos auxiliar a encontrar soluções: um alto grau de inovação tecnológica ainda mal compreendida e mal investigada. Aplicações de Tecnologias da Informação e Comunicação (TIC) parecem agir tanto a favor quanto contra a nossa capacidade de responder aos enormes desafios que temos diante de nós. O acesso generalizado à Internet tem impactos sérios e na maioria das vezes positivos sobre a frequência, o alcance e o estilo da comunicação e da interação humana, levando à formação de redes interconectadas heterogêneas. As comunicações eletrônicas parecem ter desempenhado um papel fundamental na difusão e organização dos movimentos de protesto que surgiram no Norte da África, e que resultaram em mudanças de regime na região. Ao mesmo tempo, a visão de que redes sociais conectam pessoas é muito simplista, deixa em aberto questões sobre que tipos de conexões são estabelecidos; se são, por exemplo, pró ou contramovimento, e – dado que os recursos são limitados, como o tempo – às custas do quê e de quem estas conexões são mantidas. A alternativa oferecida pela Internet à organização hierarquizada da produção cultural e às assessorias de profissionais especializados contribui para que as interações sejam mais simétricas e horizontais. Ao mesmo tempo, a comunidade *Open Source* desafia os fundamentos da propriedade intelectual, bem como desafia as instituições de certificação. Seriam esses efeitos sinais apenas de progresso providencial?

E quanto à natureza e ao funcionamento das instituições econômicas, culturais e políticas? E sobre a credibilidade e o valor efetivo das informações disseminadas?

Estas questões apontam para um lado negativo da questão, mas há um lado positivo também. As tecnologias de informação e comunicação podem aumentar consideravelmente às possibilidades de se descobrir as leis da sociedade. Em primeiro lugar, as TIC produzem uma torrente de dados. Estes dados representam elementos de quase todos os tipos de atividades dos indivíduos, o que permite uma abordagem científica totalmente nova para a análise social. Em segundo lugar, o desenvolvimento da capacidade dos computadores faz com que seja possível lidar com esse dilúvio de dados e inventar modelos que reflitam a diversidade e complexidade da sociedade.

A análise de grandes conjuntos de dados, obtidos, por exemplo, a partir de chamadas de telefonia móvel, redes sociais, ou atividades comerciais fornece *insights* sobre fenômenos e processos ao nível das relações sociais. Investigações sobre as "pegadas eletrônicas" deixadas pelas pessoas já contribuem para o entendimento da relação entre a estrutura da sociedade e a intensidade das relações sociais (ONNELA et al., 2007), sobre a forma como as pandemias se espalham (BALCAN et al., 2009), bem como permitem identificar as principais leis de comportamento da comunicação humana (KARSAI et al., 2011).

As ferramentas tradicionais das ciências sociais conseguem, no máximo, arranhar a superfície destas questões, ao passo que novas ferramentas podem lançar luz sobre o comportamento social a partir de ângulos totalmente diferentes. Possibilidades que vão desde supercomputadores até a computação distribuída fazem com que seja possível a execução em larga escala de simulações baseadas em multiagentes heterogêneos, que são programas computacionais particularmente aptos para a modelagem da complexidade dos sistemas sociais e comportamentais.

O novo estudo da sociedade, possibilitado pelas TIC, recebe a denominação de ciência social computacional (LAZER et al., 2009). Esta é uma abordagem de fato interdisciplinar, onde cientistas sociais e comportamentais, cientistas cognitivos, teóricos de simulação baseada em agentes, cientistas da computação, matemáticos e físicos podem cooperar lado a lado para que se possa chegar a modelos inovadores e teoricamente fundamentados a partir dos fenômenos em foco. Cientistas sociais computacionais acreditam firmemente que começou uma nova era para a compreensão da estrutura e da função da nossa sociedade em diferentes níveis (LAZER et al., 2009).

Por um lado, a ciência social computacional tem como objetivo favorecer e se aproveitar do volume massivo de dados das TIC. Por outro lado, é uma ciência baseada em modelos, que produz tanto modelos preditivos, quanto explicativos. Assim, pretende-se tirar proveito dos instrumentos de modelagem disponibilizados pelas TIC para a produção de modelos geradores de sistemas multiagentes de larga escala. Ambos os objetivos devem ser atingidos para transformar as ciências sociais em ferramentas

aplicáveis, que podem informar os tomadores de decisão sobre problemas de grande relevo.

Neste artigo, vamos trabalhar em direção à elaboração de um Manifesto para a nova Ciência Social Computacional.

O artigo vai se desenvolver da seguinte forma: na próxima seção, será discutido o estado da arte deste campo de estudo. Na terceira seção, as suas principais características serão examinadas. Na quarta seção, serão abordados os principais desafios que esse novo campo está enfrentando. Finalmente, na quinta seção, vamos voltar nossa atenção para comparar e discutir os tipos de modelos que são compatíveis ou necessários para um programa de Ciência Social Computacional, conforme delineado na parte precedente do texto. As considerações finais concluem o artigo, mas não o processo para se constituir a nova disciplina, que para a Ciência Social Computacional é um programa científico intrinsecamente dinâmico. Este artigo é apenas uma parte inicial deste processo.

ESTADO DA ARTE

Fenômenos emergentes ao nível agregado

O estudo computacional dos fenômenos sociais tem-se centrado sobre a emergência de todos os tipos de fenômenos coletivos e comportamentos dentre os sistemas individuais de interação - incluindo a segregação (SCHELLING, 1971), a cooperação (PUTTERMAN, 2010), a reciprocidade (HENRICH, 2010), as normas sociais (YOUNG, 2009; ULLMAN-MARGALIT, 1977), as instituições (SCHOTTER, 2008), etc. Vamos brevemente reexaminar as principais vertentes de pesquisa.

- Comportamento social emergente

O estudo do comportamento social emergente beneficiou-se bastante da modelagem computacional e de modelos baseados em simulação. Embora até mesmo fenômenos como a violência civil e rebelião tenham sido investigados (EPSTEIN, 2002), a modelagem computacional tem sido até agora, principalmente aplicada a comportamentos como o altruísmo, a cooperação e a conformidade às normas.

O estudo do altruísmo tem sido geralmente apreendido dentro de um enquadramento evolutivo. No entanto, existem estudos computacionais sobre a dimensão cultural desse fenômeno - ver a economia de (MAUSS, 1922; ROUCHIER; O'CONNOR; BOUSQUET, 2001) e mais adiante no item "Interações multinível: as relações micro-macro".

Ainda que os estudos sobre cooperação geralmente tenham sido enquadrados na perspectiva da teoria dos jogos, as fronteiras atuais dos estudos computacionais sobre cooperação apontam para outros campos formais, como a ciência dos sistemas complexos. Sistemas sócio semânticos atraíram atenção da comunidade científica para investigar quantitativamente como os fenômenos cooperativos emergem e podem ser

aproveitados para aperfeiçoar o desempenho de tarefas coletivas (GOLDER; HUBERMAN, 2006; CATTUTO, 2009).

Os estudos computacionais mais perspicazes sobre do altruísmo se devem a Nowak e Sigmund (1998), que, entre outros méritos, destacaram o papel do método de *image scoring* para abordagem sobre a evolução da dádiva. Por sua vez, o método “image scoring” deu impulso a estudos sobre “reputação”¹⁶ como cooperação que emerge a partir de repetidas interações¹⁷ e a partir de redes de agentes interconectados (RAUB; WEESIE, 1990).

Graças a sua fundamentação evolutiva, a modelagem computacional do comportamento pró-social esteve voltada para a identificação das causas distais do altruísmo e da cooperação, ou seja, seu impacto sobre o indivíduo e sobre as chances de sobrevivência do grupo social. Uma das principais vertentes de investigação das causas distais da cooperação se preocupa com os laços fortes de reciprocidade, ou seja, com as atitudes espontâneas que punem os *free-riders*. Por meio da simulação de populações artificiais de caçadores-coletores, teóricos dos jogos evolucionários mostraram o efeito positivo que fortes laços de reciprocidade exercem sobre a “aptidão” tanto de cooperantes, quanto dos grupos dos quais fazem parte.

O ponto ausente no estudo evolutivo do comportamento pró-social está nas “causas proximais”, ou seja, nos mecanismos mentais e comportamentais a partir dos quais a reciprocidade é implementada. Teorias evolucionistas apontam a explicação para a vantagem competitiva (“causa distal”) dos comportamentos, deixando de lado a questão de como estas surgem no repertório comportamental de uma espécie (“causa proximal”). A aplicação de metodologias computacionais para estudar também as causas proximais representa um grande desafio para o futuro da ciência social computacional.

- Agregados sociais emergentes

O trabalho mais conhecido e mais influente nesta área é o artigo seminal de Schelling sobre a segregação (SCHELLING, 1971), que deu impulso a uma grande quantidade de estudos computacionais de estruturas emergentes em nível agregado.¹⁸ Estudos computacionais sobre a formação espontânea de grupos e o surgimento de coalizões e de entidades coletivas também estão entre os estudos desenvolvidos por cientistas sociais e adeptos da teoria dos jogos desde longa data (GILBERT; CONTE, 1995). Esta vertente de pesquisa teve o mérito de apontar o papel da extorsão e dos tributos como mecanismos de formação de coalizão política.

¹⁶ Para dois estudos recentes, ver Walker (2010) e Ebbers e Wijnberg (2010).

¹⁷ A chamada “sombra do futuro”, ver Axelrod (1984).

¹⁸ Ver, por exemplo Gauvin, Vannimendus e Nadal (2009) e Vinković e Kirman (2006).

No entanto, não se deu tanta atenção à direção oposta de influência, ou seja, a "causação descendente" (*downward causation*) ou à "emergência de segunda ordem" (*second order emergence*) (DENNETT, 1995; GILBERT; CONTE, 1995). Além disso, o estudo de fenômenos emergentes agregados nem sempre lançam luzes sobre os fundamentos das estruturas sociais. As redes sociais, por exemplo, são investigadas pelas propriedades que exibem quando já tenham emergido, como as medidas de "redes livres de escala" (*scale-freeness*). Por isso, pouca atenção tem sido dada até agora para as condições que favorecem e permitem prever o surgimento das redes sociais.¹⁹ Estudiosos de modelos baseados em agentes começaram a abordar esta questão, e estão estudando a relação entre os fundamentos dos processos comportamentais, as condições sociais e a estrutura macroscópica de redes complexas emergentes (PUJOL et al., 2005).

- Instituições emergentes

Embora os estudos sobre o comportamento social emergente tenham abordado principalmente a ação social positiva, um amplo espectro de instituições tem sido observado emergir em ambientes computacionais, que vão do mercado (ALÓS-FERRER; KIRCHSTEIGER, 2010) ao dinheiro (YASUTOMI, 1995); da organização social (AXTELL, 2002) ao Estado moderno (CEDERMAN, 1997).

Quanto aos referenciais teóricos, o estudo da emergência de convenções e normas sociais (AXELROD, 1986; EPSTEIN, 2002; WILL, 2010; YOUNG, 2009) tem uma grande dívida com a teoria dos jogos e as bases filosóficas da teoria da racionalidade (BICCHIERI, 2006; LEWIS, 1969). No entanto, os modelos baseados em agentes voltados para a emergência de normas foram desenvolvidos por autores não comprometidos com uma visão racional da agência (CONTE; ANDRIGHETTO; CAMPENN, 2013; SAAM; HARRER, 1999). O estudo sobre a emergência de normas acabou por se tornar um dos domínios mais prolíficos de investigação da ciência social computacional. Ainda assim, uma série de questões ficou em aberto, a mais importante, talvez, tenha sido a de como se pode contabilizar o cumprimento de uma norma.

Em suma, os estudos dos fenômenos emergentes, em grande parte se beneficiaram com a adoção de metodologias computacionais. Ainda que não conclusivos, contudo, os resultados obtidos até agora indicam novos rumos promissores de pesquisa, em particular, (a) as microfundações de estruturas e redes sociais, (b) as causas proximais da explicação evolutiva, ou seja, os mecanismos internos que contribuem para explicar as vantagens de determinados comportamentos para o indivíduo e para o grupo e (c) o caminho inverso da dinâmica dos fenômenos emergentes, como normas e instituições, e como conseguem ser adotadas pelos executores. Estes são desafios importantes para um campo, como a ciência social computacional, que tem o potencial para refundar a ciência da sociedade.

¹⁹ Ver Havlin et al. (2012) e mais adiante, neste artigo, sobre "Redes e formação de grupos".

Sistemas de aprendizagem social e mecanismos

Antes de ser um tema de investigação por si só, a aprendizagem é uma propriedade sobre a qual se fundamenta uma grande parte da ciência social computacional (ver o item “Democratizando *BigData*, Modelagem da Complexidade e a Inteligência Coletiva”). Todos os tipos de dinâmicas sociais são atribuídos a processos de aprendizagem, com base no reforço direto ou na imitação. A “dinâmica do replicador” (*replicator dynamics*) influenciou fortemente o estudo dos processos sociais e econômicos, e ainda é uma das técnicas usadas para implementação de modelos computacionais de dinâmica social.

Apesar das deficiências conceituais e teóricas dos modelos e técnicas utilizadas, os “sistemas de aprendizagem” (*learning systems*) tiveram um efeito bastante inovador em estudos sobre a influência social, produzindo alguns dos resultados mais brilhantes alcançados pela ciência social computacional até o momento. Um exemplo é a “economia-fora-de-equilíbrio” (*out-of-equilibrium economy*)²⁰, em que o que importa não é o equilíbrio obtido, mas como ele é obtido. A aprendizagem é um mecanismo fundamental que pode direcionar, mas não necessariamente, atingir um equilíbrio sob condições específicas. Como mostrado pelo modelo baseado em agente de Arthur para um rudimentar mercado de ações artificial, a possibilidade de se atingir o equilíbrio depende da velocidade do processo de aprendizagem: quanto mais rápido do processo, mais instável o equilíbrio. Sob condições especiais, os efeitos não-lineares e inconsistentes da aprendizagem tornam-se paradoxais: por exemplo, no jogo da minoria (ARTHUR, 1994), as pessoas adaptam seu comportamento às suas próprias expectativas em relação a determinados eventos.

No entanto, enquanto ajustam os seus comportamentos, as pessoas modificam as condições esperadas, de alguma forma contribuindo para refutar as suas expectativas. Este problema, que recebeu uma grande atenção nas últimas décadas, mostra os efeitos paradoxais de aprendizagem e o caráter de não-equilíbrio de problemas complexos. Trabalhos computacionais adicionais revelaram como dinâmicas de aprendizagem podem levar a soluções do problema da cooperação que estão fora de equilíbrio a partir de uma perspectiva de ator racional, mas podem ser robustas quando os agentes são racionalmente limitados (MACY; FLACHE, 2002). Os fenômenos de não-equilíbrio gerados pela dinâmica de aprendizagem se constituem em um campo de batalha decisivo para ciência social computacional.

Ciência social computacional quantitativa

A ciência social computacional, fundamentada em “modelos baseados em agentes” - MBA (*agent-based models* - ABM), já existe há alguns anos. Até o presente

²⁰ Ver Arthur (1951), e também a ciência social do não-equilíbrio de Hales e Johnson (S.l.: s.n., 20, na versão original)

momento, tem sido utilizada como uma ferramenta mais qualitativa, por exemplo, para fornecer explicações plausíveis para fenômenos sociais (EPSTEIN, 2007). No entanto, recentemente muitos esforços têm sido realizados para se dar uma orientação mais quantitativa para esse tipo de pesquisa, e os avanços têm sido feitos em várias direções importantes.

Um tópico importante nesta linha de pesquisa é a avaliação da validade das simulações: Como Gilbert e Conte (1995) afirmaram: “Você deve assumir que, não importa o quão cuidadosamente você projetou e construiu sua simulação, ele irá conter *bugs* (falhas de programação, código que faz algo diferente do que você esperava).”

Técnicas para verificar a correção do código têm sido desenvolvidas e são cada vez mais utilizadas (GALÁN et al., 2009), entre as quais se incluem, por exemplo, a comparação de versões simplificadas do modelo com os resultados analíticos ou a duplicação de simulações em máquinas diferentes, em linguagens de programação diferentes ou em ambas. Menos progresso tem sido feito, no entanto, para as simulações que podem ser quantitativamente comparadas com fenômenos sociais específicos. Nestes casos a validação (ou seja, a avaliação da validade de um modelo pela medida de sua precisão dentro de uma faixa satisfatória que seja consistente com a sua aplicação prevista) é quase sempre apenas qualitativa. A validação quantitativa requer explorações detalhadas do “espaço de parâmetros” (*parameter space*) que, por sua vez, exige recursos computacionais adequados, como a computação em *grid* (aglomerados interligados de computadores); o que traz de volta o problema da verificação de códigos. Quantidades adequadas para comparações que sejam significativas precisam ser identificadas e medidas no contexto social de interesse (ou pelo menos em experimentos controlados). Estes são passos cruciais que precisam ser cuidadosamente observados, se a ciência computacional e a simulação por modelos em particular quiserem ser realmente quantitativas.

Um segundo problema relevante com o qual ciência social computacional está lidando em seu progresso para se tornar quantitativa é a análise de dados em massa. Além dos requisitos computacionais, comuns a todas as questões mencionadas nesta seção, a concepção e a implementação de algoritmos de análise eficientes e confiáveis são o cerne dos esforços de pesquisa nos dias de hoje. Exemplos como a controvérsia sobre os relatos de contágio de obesidade em redes sociais (CHRISTAKIS; FOWLER, 2007; LYONS, 2011) mostram claramente a importância do rigor na análise de dados de uma forma significativa, permitindo a distinção entre os fatores que levam a determinados comportamentos e identificar o nexo de causalidade, quando possível. Um progresso importante foi feito pelos métodos que enfrentaram o problema de modelar estatisticamente a complexa e interdependente dinâmica do comportamento e as redes por meio da integração entre as técnicas de simulação baseadas em agentes e as abordagens estatísticas de seleção de parâmetros (SNIJDERS; VAN DE BUNT; STEGLICH, 2010). O desenvolvimento destas abordagens se torna mais premente quando são

utilizadas quantidades de dados tão grandes que dificultam o uso dos algoritmos já conhecidos, algo que tem se tornado cada vez mais frequente à medida que novas fontes de dados se tornam disponíveis.

Finalmente, e mais importante ainda, o tópico anterior está diretamente relacionado com as “simulações orientadas a dados” (*data driven simulations*), que são realizadas para se comparar, entender e, se possível, prever fenômenos da vida real. Os modelos de simulação, como os “modelos baseados em agentes” (MBA) podem ser construídos para suportar interações persistentes em “tempo de execução” (*runtime*) entre os agentes e as entidades do mundo real através de fluxos de entrada e saída de dados de tipo genérico (BORRILL; TESTFATSION, 2011). Desta forma, MBA's se tornam aplicações dinâmicas baseadas em dados (DAREMA, 2005) o que implica na disponibilidade de se incorporar dados adicionais em um aplicativo executável e, por outro lado, requer a capacidade de estabelecer dinamicamente processos de medição. Uma vez mais, são enormes os requisitos computacionais e de tecnologia da informação para adequar este tipo de abordagem com as massivas fontes de dados que simulam grandes grupos sociais, e pesquisas nesta direção estão atualmente na vanguarda deste campo de conhecimento.

ABORDAGEM INOVADORA: COMO CARACTERIZAR O CAMPO DA CIÊNCIA SOCIAL COMPUTACIONAL

Será que estamos em condições de enfrentar os “grande problemas” (*BigProblems*) mencionados acima? Sem dúvida, estamos desenvolvendo valiosos instrumentos e técnicas capazes de gerar, coletar e analisar dados sobre os grandes desafios. Mas, o que dizer sobre o *BigThinking*? As grandes teorias estão à altura desses grandes desafios? O desenvolvimento das teorias ocorre lentamente, dificultado por pressupostos enraizados e pela falta de dados. Os fundamentos e alicerces que deveriam conduzir a nossa compreensão sobre sociedade estão em debate e são incompreendidos. Nas ciências sociais, não há consenso sobre os mecanismos gerais que fundamentam fenômenos como as instituições, o cumprimento e aplicação de normas, a reputação, confiança, etc. Mesmo a cooperação, um dos aspectos mais estudados da interação social, ainda se encontra bloqueado entre o *free riding* e a punição. Como Putterman (2010), acreditamos que os dilemas sociais importantes só poderão ser resolvidos se: “A sociabilidade humana, que em nosso passado evoluiu a partir de pequenos grupos, for forte o suficiente para superar a tentação sempre presente do *free rider*.”

Como podemos compreender e gerenciar sistemas sociais complexos, se ainda não compreendemos os conceitos básicos da sociabilidade? Será que o novo mundo do tratamento automatizado da informação poderá oferecer alguma ajuda?

A resposta é: sim, as TIC podem oferecer ajuda significativa para as ciências sociais. Não apenas isso, as TIC podem contribuir para o acesso, análise e a construção

de novas grandes bases de dados (*BigData*), para abordar grandes problemas (*BigProblems*). Podem também ajudar a fornecer os instrumentos para o “pensar grande” (*BigThinking*). De fato, a ciência social computacional pode ser caracterizada a partir de dois aspectos principais que se aproveitam, de um jeito ou de outro, do desenvolvimento das TIC: a) *BigData*, e b) o papel da computação para inspirar, formalizar e implementar os conceitos científicos básicos, os princípios e ideias da ciência social computacional.

BigData

A ciência social computacional pretende processar dados e executar simulações em escala planetária, na que se pode considerar até toda a população mundial, de forma a se obter uma melhor compreensão das dinâmicas sociais globais. Isso passa a ter sentido em um mundo cada vez mais interligado, onde os eventos que ocorrem em um lugar podem ter sérias consequências do outro lado do mundo (HELBING et al., 2012). Por exemplo, a migração, a difusão de doenças, o consumo ou produção de mercadorias devem agora ser considerados em escala planetária e envolvem toda a população mundial.

As mais recentes evoluções nas Tecnologias de Informação e Comunicação (TIC) têm se preocupado cada vez mais com a inclusão dos usuários na produção de informações. Hoje em dia, os usuários não só são capazes de trocar mensagens, imagens e sons com outros indivíduos, mas também com toda a comunidade, cujo tamanho e composição pode ser definido e ajustado pelo próprio usuário/usuária. Além disso, o paradigma digital tem permitido a integração de múltiplas fontes de informações e de comunicação, incluindo PC's conectados, telefones e câmeras. Assim, a distinção entre os consumidores e produtores de informação, típicas de uma época passada dominada por jornais e pela televisão, está desaparecendo.

Tal rede de comunicação interligada ampliou drasticamente o acesso às fontes de informação, com uma vantagem inegável para a cidadania. Ao mesmo tempo, apresenta novos desafios. Informações transmitidas por fontes incontroladas podem sobrecarregar a rede com ruídos, impedindo que os sinais significativos sejam recebidos pelos receptores a que se destinam. Como consequência, a atenção dos usuários poderia ser exaurida por informações inúteis.

Para superar obstáculos referentes ao uso desse aumento na quantidade de dados, diferentes tecnologias têm sido desenvolvidas. Plataformas de comunicação mais sofisticadas têm sido desenvolvidas, como as atuais redes sociais Web 2.0, acessíveis a partir de PC's e telefones celulares, com as quais usuários podem categorizar e avaliar coletivamente o conteúdo que navegam, proporcionando à comunidade um filtro eficiente de informações. A classificação dos recursos digitais é normalmente realizada por atribuição de rótulos (ou etiquetas) ou por meio de atribuição de pontos. Esta

categorização colaborativa deu origem a várias “folksonomias” (*folksonomy*) baseados na Web. Consequentemente, os sites mais populares agora incorporam algum tipo de ferramenta de categorização colaborativa.

Esta infraestrutura de TIC tem sido aplicada não apenas para favorecer o intercâmbio de dados entre as pessoas, mas também para “terceirizar” (*outsourcing*) tarefas produtivas. A principal diferença entre esta forma de *crowdsourcing* (tipo de atividade que se baseia em contribuições coletivas para a execução de algum serviço ou produto) e os mercados de trabalho tradicionais está na ausência de obrigações predeterminadas, executadas com um esforço idiossincrático pelos trabalhadores, enquanto a infraestrutura se incumbem de sistematizar o conjunto das contribuições, apesar da heterogeneidade e do número de usuários.

Os primeiros exemplos se referem a tarefas altamente especializadas, tais como o desenvolvimento de *software open source* (programas de código aberto) ou programas científicos (BENKLER, 2002) que podem ser divididas em pequenas operações realizadas por voluntários sem uma coordenação centralizada. Mais recentemente, o leque de atividades que seguem o modelo de *crowdsourcing* se expandiu e constitui um mercado de trabalho mundial que recebe tarefas de várias agências e empresas à procura, por exemplo, por soluções tecnológicas e de marketing, ou por grupos de pesquisa que buscam voluntários para as atividades de teste e de mineração de dados (*data mining*) (BRABHAM, 2008; KITTUR, 2008). Esses tipos de infraestruturas, portanto, são particularmente apropriados para a participação de cidadãos em experimentos de sensoriamento distribuídos (KIUKKONEN et al., 2010; LANE et al., 2010).

Dispositivos utilizados para se conectar a redes de comunicação têm convergido em tamanho e padrões tecnológicos, ampliando cada vez mais a disponibilidade de conexão à Internet em tempo integral todos os dias. Assim, os usuários agora podem facilmente criar redes dedicadas, fornecendo dados que monitoram assuntos de interesse específicos. Essas redes de sensoriamento podem ser de tipo oportunista ou participativo.

A participação dos usuários no monitoramento afeta tanto o detalhamento, quanto a qualidade dos dados coletados. O sensoriamento tradicional geralmente envolve um pequeno número de pontos de observação altamente controlados. A baixa resolução espacial dos dados recolhidos, desta forma, é compensada pela elevada qualidade dos dados, que são certificados por um órgão de controle. Por outro lado, o sensoriamento distribuído depende da possibilidade de se recolher grandes quantidades de dados de muitas fontes incontroladas, o que pode não garantir um nível de qualidade elevado dos dados; no entanto, por meio de métodos estatísticos, juntamente com a possibilidade de armazenamento e de pós-processamento de grandes conjuntos de dados, esta diferença de qualidade em relação ao sensoriamento tradicional podem ser superada. De um modo razoável, os usuários fornecem grandes quantidades de dados, se o fenômeno observado e sua gestão estão diretamente relacionados a comunidades envolvidas nos experimentos de sensoriamento participativo. Por exemplo, as pessoas

podem estar interessadas em relatar observações meteorológicas, a fim de melhorar os modelos existentes e receber previsões meteorológicas mais precisas, e isso, como um ciclo virtuoso de retroalimentação (*feedback*), poderia ser uma razão para um cidadão fornecer mais dados para os centros meteorológicos.

Por todas estas razões, a aplicação de um quadro de sensoriamento baseado nas novas TIC pode ter um impacto mais forte aqui do que em outras áreas, uma vez que o conhecimento subjacente da interação social é crucial sob muitos pontos de vista: a qualidade do meio ambiente é fortemente afetada pelo comportamento dos indivíduos em suas situações cotidianas mais comuns; o comportamento dos cidadãos, por sua vez, depende da sua consciência, muitas práticas ambientais negativas surgem quando os cidadãos não se coordenam entre si a fim de atingir o uso ideal de recursos coletivos globalmente, mas sim buscam o próprio lucro de maneira egoísta - o que resulta em um desempenho individual ainda pior no longo prazo.

Assim, o campo da ciência social computacional é caracterizado como um novo campo científico em que novos tipos de dados, em grande parte disponibilizados pelas novas aplicações de TIC, podem ser usados para produzir modelos computacionais em larga escala dos fenômenos sociais. No entanto, esse novo campo não é apenas caracterizado por novos dados disponíveis em uma escala temporal e espacial mais elevada, mas também por novos princípios e conceitos.

Principais ideias e conceitos científicos

Ciência social computacional é uma ferramenta poderosa para fomentar a compreensão sobre a complexidade dos sistemas socioeconômicos reais, através da construção de “mundos sociais computacionais virtuais” que podemos analisar, experimentar, alimentar com testes e com os dados empíricos em uma escala sem precedentes até então. Uma série de excelentes trabalhos foram escritos para que pudéssemos chegar a este ponto.²¹

Modelos computacionais fornecem modelos quantitativos e qualitativos dos fenômenos sociais. Uma aplicação crucial são as explicações generativas na forma de código de computador, que reproduzem algumas das principais características das sociedades. Assim, a modelagem baseada em agentes (sistemas multiagente) desempenha um papel central na ciência social computacional, porque pessoas (ou seja, os agentes) são o tema principal das teorias sociais. As Ciências sociais se constituem a partir de como as pessoas pensam (psicologia), de como manipulam a riqueza (economia), de como se relacionam entre si (sociologia), de como governam a si mesmos (ciência política), e de como criam cultura (antropologia). A “agentificação” (*agentification*) é o processo de formalização de uma teoria social como modelo baseado em agentes.

²¹ Por exemplo, Lazer et al. (2009).

A mente – crenças, desejos, intenções, valores e seus processos – está na raiz da complexidade social humana. A ciência cognitiva e a psicologia social são ambas necessárias para a ciência social computacional. Modelos baseados em agentes se beneficiam de arquiteturas cognitivas mais enriquecedoras, de acordo com os objetivos específicos da modelagem²².

A ciência social computacional é aplicada a sociedades que existem no mundo real. As sociedades reais devem ser complexas ou não poderiam existir, uma que vez que várias funções críticas combinadas são necessárias para que cada comunidade possa funcionar e perdurar. A ciência social computacional pretende voltar sua atenção prioritariamente, não apenas para variáveis e equações, mas para as entidades que constituem o mundo social, ou seja, as pessoas, as ideias, os artefatos humanos e as suas relações com os ecossistemas. São essas entidades que são modeladas como objetos computacionais os quais encapsulam dinâmicas e atributos.

Outra ideia crucial da ciência social computacional é adaptação. A complexidade social é o resultado da adaptação humana aos desafios do meio ambiente (Princípio de Simon). Complexidade social como um fenômeno emergente resulta de uma adaptação bem sucedida. As associações entre sistemas sicionaturais e sociotécnicos são exemplos típicos de adaptação complexa.

Complexidade social pode ser causada por uma incerteza que é erroneamente entendida como algo que não pode ser conhecido. Precisamos entender a incerteza e as ideias correlacionadas (por exemplo, a desigualdade, a entropia). A probabilidade e outras teorias científicas sobre a incerteza (tais como os modelos teóricos sobre a formação de opinião, revisões e dinâmicas em interação com outras construções mentais, como crenças) são essenciais para a compreensão da complexidade social.

A possibilidade de mudança social é onipresente e importante na vida social. Nada que seja social “surge do nada”, sem precedentes. O que poderá acontecer é tão importante para a complexidade social, quanto o que já aconteceu.

O “escalamento” (*scaling*) é outro aspecto crucial da ciência social computacional. O escalamento típico de uma lei de potência (“regra 80-20”) segue um padrão do tipo “muitos-alguns-raros”. Renda, riqueza, conflitos, organizações, cidades, e outros aspectos da vida social, obedecem às leis de potência. As primeiras descobertas da lei de potência ocorreram nas ciências sociais, e não física. Teorias sociais e modelos computacionais baseados em agentes são capazes de produzir leis de potência e outras distribuições sociais do mundo real. Nem todos os escalamentos são mesmos, alguns casos são especiais por causa dos níveis de criticidade. Os cientistas sociais não foram os primeiros a reconhecer a criticidade; os físicos também o fizeram. A ideia de níveis de criticidade é inspiradora para alguns fenômenos sociais (por exemplo, as situações de conflito), mas ainda se mostra enigmática para os outros.

²² Para uma discussão específica sobre este tópico veja mais adiante a Seção “Desafios”.

Um dos aspectos mais interessantes da vida social está nas situações que se caracterizam como “fora de equilíbrio” (*out-of-equilibrium*). A maior parte das distribuições sociais não são *gaussianas*, ou seja, não se apresentam em curva em forma de sino. Essas distribuições se apresentam frequentemente na forma de “cauda pesada” (*heavy-tailed*), da lei de potência (Pareto), Weibull (exponencial, Rayleigh, outros), log-normal. Os dados naturais brutos refletem o desequilíbrio típico da complexidade social - normalizar os dados usando transformações não fundamentadas teoricamente (por análise de regressão) pode destruir informações valiosas sobre os processos generativos. As redes são responsáveis por grande parte da complexidade social. Um dos problemas está na compreensão de diferentes propriedades que as redes possuem e que determinam a sua emergência. A análise de redes sociais (*Social Network Analysis* - SNA) investiga os sistemas de relações sociais, da cognição até o sistema global. Os aliados da SNA no âmbito da ciência social computacional incluem a modelagem baseada em agentes, os modelos de complexidade e tecnologias de “análise de visualização” (*visualization analytics*).

Futuras propostas de pesquisa devem incluir o amadurecimento do conhecimento existente – tanto em busca de profundidade, quanto em termos interdisciplinares, bem como a criação de novos conhecimentos através de métodos computacionais (análise de visualização). Teorias sociais viáveis devem ser tratadas em termos de agentes, analisadas e testadas com dados empíricos – desde a cognição humana até relações internacionais, passando por campos que se estendem para além das cinco áreas básicas das ciências sociais (linguística, geografia, ciência da organização, história, comunicação, direito e outros). Onexo complexo entre a tríade: sistemas sociais, sistemas artefatuais e sistemas naturais, requer investigação computacional dentro de uma ciência geral da complexidade, valendo-se de métodos novos e daqueles já existentes nas ciências sociais, ciências naturais, comportamentais, matemáticas e computacionais.

DESAFIOS

A ciência social computacional deve ser configurada para atender a uma série de questões científicas fundamentais, vistas pela comunidade científica como essenciais para enfrentar e ajudar a gerenciar os grandes problemas (*BigProblems*) da sociedade.

Compreender os níveis e direções das interações

Os níveis e direções das interações se constituem nas principais fontes da complexidade social. As sociedades no mundo real possuem vários níveis de complexidade, que não se reduzem aos níveis micro e macro, pois incluem também níveis intermediários (grupos, tribos, comunidades, redes, etc).

Entidades pertencentes a qualquer um destes níveis interagem umas com as outras: os indivíduos interagem com outros indivíduos, os grupos podem entrar em conflito com outros grupos, entidades em um plano macro necessitam estar em coordenação com outras do mesmo nível (um Ministério com outro, o Parlamento com o Governo, etc). Mas também interagem com entidades de outros níveis: os membros do grupo interagem com artefatos do grupo, por exemplo, normas, costumes e hábitos, e com macroentidades, como os tribunais de justiça, órgãos fiscais, o sistema eleitoral, etc.

Níveis sociais emergem de um a outro nível, e retroagem sobre outros níveis. Precisamos entender como novos níveis ocorrem, por exemplo, como os grupos, coligações, as instituições sociais e outras macroentidades são formadas. Mas também precisamos entender como retroagem sobre os níveis a partir dos quais foram produzidos e como os modificam.

- Uma nova visão sobre a emergência

A emergência tem sido muito estudada, mas isso não significa que seja um fenômeno bem compreendido. A insuficiente compreensão dos fenômenos emergentes se deve a vários fatores: (a) análise insuficiente do processo de emergência, (b) modelos inadequados das unidades que interagem em nível micro, a partir das quais se supõe ocorrer a emergência, (c) compreensão insatisfatória sobre a combinação que se dá entre emergência e “causação descendente” (*downward causation*): vários fenômenos e entidades sociais emergem e ao mesmo tempo retroagem para níveis anteriores, de tal forma que não é possível saber se uma dinâmica segue em uma direção sem se considerar o seu sentido complementar. É o que ocorre tanto com artefatos sociais, como as instituições; quanto com artefatos culturais, como as tecnologias.

Vamos aqui abordar o primeiro fator, ou seja, a necessidade de uma análise mais detalhada e explícita do processo de emergência. Será que precisamos necessariamente disso? Quais são os problemas que a emergência nos ajuda a resolver? Na próxima subseção, o segundo fator (os grupos e as redes) será abordado. O terceiro fator sobre a inadequação dos modelos existentes acerca da emergência será tratado como o problema das relações Micro-Macro.

O que se entende por emergência, e por que precisamos de tal noção? Começamos por uma definição dos processos sociais emergentes (CONTE et al., 2001) como sendo fenômenos (a) cujas condições de ocorrência são bem definidas, (b) que ocorrem de forma não deliberada, mas sim espontaneamente, (c) que modificam as entidades envolvidas, interferindo em seus destinos, mas, ao contrário da aprendizagem, sem modificar os estados internos dessas entidades que os produzem, e (d) ao contrário dos efeitos evolutivos, não são transmissíveis. Esta definição evita que o conceito de emergência entre em colapso com a noção de “eventos ainda não previstos” e nos permite enfrentar processos sistemáticos, mas não deliberados de influência social, que

são abundantes na vida social e são responsáveis por uma série de fenômenos sociais críticos, desde a “profecia auto-realizável” (*self-fulfilling prophecy*), até a “facilitação social” (*social facilitation*), “inércia social” (*social inertia*), “impasses” (*stalemates*), etc. A compreensão teórica da emergência é particularmente importante, na medida em que muitas vezes se produzem fenômenos paradoxais, nos quais as intenções individuais têm resultados agregados inesperados com consequências potencialmente desastrosas, como em situações de *rational herding* (efeito de “seguir a manada”), comportamento *free-rider*, ou segregação étnica não intencional. Normalmente espera-se que um fenômeno social emergente possa ser caracterizado por meio de uma mudança coletiva abrupta, que pode ser bem descrita em um dado espaço de parâmetros, quer na linguagem de sistemas dinâmicos como uma bifurcação, quer na linguagem da física estatística como uma transição de fase.

Emergência é geralmente vista como um processo que surge de “baixo para cima” (*bottom-up process*), mas a emergência horizontal também ocorre. Um exemplo é a profecia autorrealizável, que é estudada por uma grande quantidade de estudos empíricos em psicologia social. Em geral, uma profecia autorrealizável ocorre quando os indivíduos de forma gradual e não deliberadamente tendem a assumir propriedades e comportamentos correspondentes às expectativas daqueles com quem eles interagem.

Uma questão interessante diz respeito à dualidade da profecia autorrealizável: não está claro se um mecanismo autofinalizador da profecia existe. Finalmente, ainda permanece em aberto a questão de se é possível e em que condições se pode evitar que este efeito ocorra.

- Redes e formação de grupos

De acordo com os resultados do Harvard Symposium sobre graves problemas sociais em 2010, um problema apontado entre os dez mais citados é o de como se pode chegar a um bom comportamento coletivo. Infelizmente, uma pré-condição para o desenvolvimento de tal teoria, chamada de modelo de comportamento individual, está em falta. A teoria da racionalidade é atualmente considerada insuficiente. Seria possível modelarmos o comportamento coletivo emergente sem tê-lo fundamentado em um modelo do comportamento individual mais plausível do que aquele apresentado pela teoria da racionalidade?

Dois fatores impedem a modelagem das condições que favorecem o surgimento e a previsão das redes sociais. Em primeiro lugar, as conexões não emergem obrigatoriamente de relações objetivas, são antes adquiridas ou criadas a partir de decisões dos agentes (um exemplo está no surgimento da diferenciação de papéis (EGULUZ et al., 2005). Em segundo lugar, os nós da rede não são modelados como entidades preexistentes (agentes). Por conseguinte, não é possível de se prever quando um conjunto de entidades irá gerar uma rede (seja uma rede de trocas, de cooperação,

de confiança, de dependência, etc). No domínio dos sistemas multiagentes, com base em uma visão mais complexa da agência e de uma semântica dos relacionamentos mais enriquecida, tipos especiais de redes têm se apresentado como emergentes entre agentes heterogêneos, aqueles caracterizados por diferentes estados mentais e capacidades de ação (EHRHARDT; MARSILI; VEGA-REDONDO, 2006; SICHMAN; CONTE, 2002). Curiosamente, essas redes têm permitido mostrar que diferentes tipos de comportamento positivo – cooperação do tipo *one-shot* e trocas – podem ser previstos (CASTELFRANCHI; CONTE, 1996). Um sistema para calcular a emergência de redes de dependência tem encontrado interessante aplicações no desenho e na otimização organizacional.

Uma das tarefas da ciência social computacional é integrar diferentes fatores de campos adjacentes em uma teoria geral das redes sociais que representa as propriedades de redes existentes e permite prever o surgimento de novas redes.

- Interações Multinível: as relações Micro-Macro

A interconexão entre diferentes níveis de fenômenos sociais (HUBER, 1991; RITZER, 1990) não pode ser totalmente compreendida, a não ser que processos multidirecionais sejam modelados, incluindo processos que vão de propriedades de níveis mais altos para entidades de níveis mais baixos, a chamada de ligação Micro-Macro. Mais precisamente, as ligações Micro-Macro²³ são os processos cíclicos pelos quais o comportamento no nível individual gera estruturas de nível superior (processo *bottom-up*), que retroalimenta o nível mais baixo (*top-down*), às vezes reforçando direta ou indiretamente o comportamento que o produz (DENNETT, 1995).

As ligações Micro-Macro representam um desafio para o nosso novo campo científico. Como caracterizar essa dinâmica em seu todo? Que tipo de “ciclos de retroalimentação” (*feedback loops*) estão aí incluídos? Quando e como um dado macroefeito retroage sobre as entidades de nível mais baixo, dando origem ao chamado fenômeno da causação descendente? Causação descendente é um processo pouco investigado, que parece desempenhar um papel decisivo em muitos fenômenos sociais. Embora um efeito emergente seja sempre implementado a partir de interações de entidades microssociais, esse efeito não necessariamente retroage sobre as entidades. Quando esse efeito ocorre? Quando um circuito Micro-Macro é fechado? Podemos prever a ocorrência de um *loop* Micro-Macro? Podemos prever quando um determinado efeito emergente provavelmente possa ser reproduzido, e quais são as causas intermediárias, ou imediatas, comportamentais ou mentais de sua reprodução?

A ciência social computacional deverá abordar estas questões, não antes de ter desenvolvido uma explícita teoria das relações Micro-Macro.

²³ Ver coletânea recente de Van Assen, Buskens e Werner (2011) e Billari *et al* (2006).

- Interação com instituições e conformidade

Uma ruptura social grave é a quebra de responsabilidade institucional, que se esperaria acompanhar o renascimento da cultura da “Sabedoria-de-Multidões” (*Wisdom-of-Crowds*) orientada para *P2P*. Como a produção de conhecimento torna-se descentralizada, nenhum local definido de responsabilidade pode ser rastreado e responsabilizado pelas consequências das informações disseminadas. Não importa o quão frequentemente a Wikipedia seja falseada, ainda que isso ocorra com menor frequência do que a Enciclopédia Stanford de Filosofia, quem poderia ser culpabilizado e chamado a responder por falsas notícias publicadas em seu conteúdo? Deveríamos esperar que se sucedesse um aumento da incerteza social, especialmente porque as pessoas se sentem incapazes de buscar reparação por danos sofridos em consequência da difusão de informações errôneas? Nas últimas décadas, temos nos ocupado com questões relativas ao impacto das TIC sobre estilos de vida, sobre padrões de interação, sobre se facilitam ou prejudicam o pensamento. Por sua vez, pouca ou nenhuma atenção foi dada à forma e à extensão com que as TIC afetam os artefatos sociais que regem a nossa vida social e, em particular, as instituições sociais e o grau de confiança social a elas relacionado. A baixa conformidade é uma das principais consequências do colapso da responsabilidade institucional e da confiança social (PUTNAM, 2001; SHADNAM; LAWRENCE, 2011). Estas são questões que precisam ser abordadas pela ciência social computacional.

Modelando a cultura

O trabalho computacional pioneiro de Robert Axelrod (1997) abordou o problema da dinâmica cultural, considerando a seguinte pergunta: “Se as pessoas tendem a se tornar mais parecidas em suas crenças, atitudes e comportamentos quando interagem, por que nem todas as diferenças desaparecem?” Ele propôs um modelo simples para explorar a concorrência entre a globalização e a persistência da diversidade cultural. A cultura é definida como um conjunto de atributos individuais sujeitos à influência social. O modelo implementa um mecanismo de interações homofílico e ilustra como um mecanismo de interação de convergência local pode gerar uma polarização global (persistência da diversidade cultural). No entanto, os estados culturalmente polarizados se mostram instáveis em contraposição à “mudança cultural gradual” (*cultural drift*) em uma rede social fixa. A modelagem computacional tem identificado novos mecanismos e condições que podem estabilizar a persistência da diversidade cultural.

A diversidade cultural pode ser entendida como uma consequência da dinâmica de coevolução de agentes e das redes (CENTOLA et al., 2007). As redes sociais se desenvolvem concomitantemente com as ações coletivas que as tornam possíveis – as circunstâncias fazem os homens, tanto quanto os homens fazem as circunstâncias. A

diversidade cultural também é estabilizada quando a influência cultural não é exercida apenas no âmbito das interações interpessoais, mas quando está enraizada em pressões sociais originárias das maiorias locais em redes de atores (FLACHE; MACY, 2011). Um aspecto adicional, talvez surpreendente, está na observação de que uma forte mensagem de comunicação de massa tem conduzido à polarização social, uma vez que a mídia de massa é eficiente em produzir homogeneidade cultural em condições de fraca (e localizada) difusão de uma mensagem (“o poder de ser sutil”) (GONZÁLEZ-AVELLA et al., 2007).

Por outro lado, as interações sociais podem levar a globalização cultural para uma direção diferente daquela transmitida pelos meios de comunicação, desde que existam ligações de longo alcance na rede de interações. Ligações de longo alcance fazem que seja possível que uma auto-organização coletiva supere as mensagens externas. Um desafio importante está na compreensão dos efeitos dos novos mecanismos de difusão e agregação de informações das TIC, substituindo meios de comunicação tradicionais sobre a questão da polarização-globalização. O conceito de círculo social local foi alterado, as pessoas já não são mais receptores passivas de informação, mas sim fontes de informações imediatamente disponibilizadas em uma escala global, e são simultaneamente jogadores ativos na busca e seleção dentre um número grande e distribuído de fontes de informação.

Enquanto o modelo de Axelrod considera várias características culturais no mesmo nível, outros estudos computacionais de dinâmica cultural isolam um único aspecto cultural como a linguagem (CASTELLO et al., 2011). Uma questão que fica em aberto do ponto de vista da ciência social computacional é o desenvolvimento de modelos integrativos que incorporem diferentes características culturais, com diferentes processos dinâmicos, em diferentes escalas. Modelos culturais hierárquicos e multiníveis são necessários para se dar conta da interdependência dos aspectos culturais e da interligação das dinâmicas culturais com outros processos sociais.

Pesquisa multimetodológica

Experimentos bem projetados constituem outro ingrediente-chave para o avanço da ciência. No caso das ciências sociais, os experimentos se comprovarão de um valor inestimável quando combinados com trabalhos de simulação (HELBING; YU; RAUHUT, 2011). No entanto, quando se pensa em simulações em grande escala, utilizando-se similarmente dados em larga escala, a ciência social computacional deverá enfrentar vários desafios cruciais para o novo trabalho experimental integrado com o processo de modelagem:

Desenho de experimentos para testar inferências a partir de dados. Uma análise cuidadosa dos dados deve fornecer intuições sobre as interações humanas e os processos de tomada de decisões, mas diferentes conjuntos de dados ou mesmo análises

diferentes sobre os mesmos dados podem levar a proposições incompatíveis entre si. O trabalho experimental especificamente concebido para oferecer discernimento entre alternativas deve permitir escolhas entre as opções propostas.

Desenho de experimentos para testar as previsões de simulação, tanto locais como globais. Um outro uso para os experimentos se relaciona com o próprio modelo ou modelos. Estes modelos devem levar à predição tanto no nível micro, quanto no macro, possivelmente envolvendo o *loop* correspondente. A validação dos modelos requer mais do que comparação com dados disponíveis: os modelos devem oferecer *insights* que possam ser testados experimentalmente. Note-se também que se trata de algo como um teste de segunda ordem para as conclusões obtidas a partir dos dados.

Protocolos para experiências em grande escala: há uma necessidade de laboratórios virtuais com procedimentos reprodutíveis e ambientes controlados. No entanto, lidar com dezenas de temas, sob qualquer aspecto, não é algo trivial. Por exemplo, o trabalho sobre a teoria dos jogos experimental de Grujic et al. (2010), mostrou que lidar com 169 pessoas ao mesmo tempo é extremamente difícil, e isso é considerado próximo ao que se pode fazer. A concepção de experimentos de laboratório em larga escala (que correspondam, tanto quanto possível, ao volume de dados), visando identificar efeitos locais e globais, apresenta um conjunto único de desafios, cuja resolução requer o desenvolvimento de uma metodologia comum e um conjunto aceito de ferramentas, possivelmente incluindo um laboratório virtual e protocolos sobre como lidar com um grande número de voluntários interagindo através de meios de TIC (o que não se confunde com experiências em mundos virtuais) (BAINBRIDGE, 2007).

Uma palavra apropriada aos tipos de perguntas que tais experimentos poderiam abordar. Além do comportamento humano em um contexto social fixo – particularmente em contextos de decisão (*decision making*) como comércio, cooperação, coordenação, ou relativo aos problemas de agregação de informação, isto é, como os indivíduos aprendem e se adaptam a partir de seu círculo social, que são naturalmente aspectos interessantes – as experiências deverão abordar a formação da estrutura e a interação social (seja em rede ou de outro modo). Isto traz problemas adicionais para o desenho experimental, na medida em que a preparação necessita ser feita de tal modo que possa ser capaz de alterar seu próprio contexto. Como fazer isso de uma maneira controlável ainda está longe de ter uma solução clara, principalmente se o que se quer é ter certeza de que o experimento aborde a questão sobre a qual se tem interesse.

Quanta complexidade dos agentes é necessária para se obter uma boa imagem?

A discussão aponta até agora para uma série de objetivos que exigem complexidade de nível mais alto do que o permitido por modelos comuns de processos sociais com base em agentes.

Em primeiro lugar, a complexidade mais no âmbito da representação mental deve ser modelada para permitir o entendimento de quais são as propriedades mentais específicas que permitem a complexidade social ser gerenciada e simplificada. Por exemplo, quais são as propriedades específicas ou atitudes mentais necessárias para que haja cooperação e coordenação com outras pessoas e para que se ofereça ajuda, sem o objetivo de se obter benefícios em troca? O que é necessário para que as pessoas estejam dispostas a participar no controle social, levando a custos mais distribuídos de aplicação das normas?

Em segundo lugar, a inteligência social faz a sociedade funcionar melhor por meio da criação de artefatos sociais, tanto materiais quanto imateriais (instituições). Certamente, as propriedades dos artefatos sociais não estão necessariamente ligadas a propriedades individuais. Desta maneira, a compreensão dos indivíduos nem sempre é necessária para entendê-los. No entanto, os artefatos sociais compartilham propriedades dos produtores e usuários humanos.²⁴ Se de fato não entendermos essas propriedades no nível dos usuários e produtores, não vamos ser capazes de compreendê-las ao nível dos artefatos sociais.

Terceiro, o uso mais inteligente do poder social muitas vezes não é identificado, e não é facilmente reconstituído. A inteligência social é mais do que a capacidade de representar e compreender o ambiente. Inclui a capacidade de representar as representações mentais dos outros (DUNBAR, 1998), para entender e manipular essas representações, e influenciá-las ativamente. De fato, o espectro de poder social vai do exercício da força física, até as ações de manipulação mais sutis e insidiosas nas quais os seres humanos tentam modificar os estados mentais de outros, a fim de modificar os comportamentos recíprocos futuros. O exercício do poder de manipulação consiste em se manterem as intenções escondidas de quem é o alvo. Consequentemente, o poder social, pelo menos a sua forma de utilização manipuladora, não é identificado. Para compreender e prever esses mecanismos bastante complexos de poder, faz-se necessário um modelo relativamente complexo da mente.

Em quarto lugar, e consequente, uma série de fenômenos sociais importantes não podem ser entendidos nem totalmente aproveitados, sem um modelo mais complexo de inteligência social e de influência social. Um exemplo é a reputação (CONTE; PAOLUCCI, 2002; GIARDINI; CONTE, 2012). Sistemas de reputação existem em sociedades naturais desde o alvorecer da humanidade. Estes sistemas foram a inspiração

²⁴ Por exemplo, a autonomia limitada, ver Habib e Line (2007).

para uma tecnologia especial de reputação amplamente explorada em aplicações comerciais na Internet. Evidências multimetodológicas (PAOLUCCI et al., 2009) mostram que os resultados insuficientes ou insatisfatórios da tecnologia de reputação se devem a uma insuficiente compreensão de como os sistemas de reputação operam nas sociedades naturais. Considerações análogas se aplicam ao caso da confiança (FALCONE; CASTELFRANCHI, 2010).

Quinto, a modelagem política comumente necessita investigar os mecanismos mentais que estão envolvidos em comportamentos a serem modificados ou reforçados. Considere o papel que o excesso de confiança, de acordo com alguns economistas (AKERLOF; SHILLER, 2009), desempenhou na última crise financeira. Como modificar tal atitude? Será que a recomendação de que não se deve confiar nos bancos tem efeito? E quando se trata de maus hábitos, como beber, fumar, etc? Que políticas têm mais propensão de sucesso para informar diabéticos sobre os benefícios de se abandonar dietas pouco saudáveis, ou direcionadas aos jovens para se evitar comportamentos inseguros ou não responsáveis?

Rumo a uma nova base epistemológica: que tipo de modelos precisamos?

- Compreendendo e Prevendo

Modelos são muitas vezes utilizados para fazer predições (*predictions*), uma prática às vezes chamada de previsão (*forecast*). Neste caso, os modelos representam as propriedades reais de sistemas em estudo, para que possamos prever o que estes sistemas farão no futuro. Os modelos utilizados para fins preditivos, muitas vezes nos dizem algo que se relacionam a mecanismos. São sistemas orientados para saída (*output-oriented*), uma vez que, para um dado conjunto de condições iniciais, devem nos mostrar como o estado do sistema evoluirá no tempo.

Os modelos também podem ser usados para explicar o comportamento ou as propriedades dos sistemas em estudo. A noção de explicação é altamente controversa (SALMON, 1989). De acordo com a literatura científica sobre modelagem, nos apoiamos em uma definição de explicação como sendo “mostrar como as coisas funcionam” (WEISBERG, 2003).

Quando construímos modelos para fins explicativos, tentamos fazer representações adequadas dos sistemas que temos interesse em compreender, semelhante a quando se tem interesse em casos preditivos. No entanto, justamente porque existe uma diferença para a qual utilizamos o modelo, diferentes propriedades permitem que modelos sejam adequados para o uso pretendido. Ao contrário de usos preditivos, que envolvem principalmente a otimização dos modelos para que seus resultados de saída

sejam tão exatos e precisos quanto necessitamos, o uso explicativo nos obriga a aprender como as partes que compõem o sistema originam o comportamento do todo.

Há um uso explicativo adicional de modelos, um que está ainda mais distante dos casos preditivos. Às vezes queremos entender como os sistemas hipotéticos funcionam. Não há realmente nada de análogo ao caso preditivo, pois, nesse contexto, estamos interessados em prever o comportamento de sistemas de fato. Às vezes, no curso de nossa tentativa de explicar os sistemas existentes, podemos fazer comparações com sistemas hipotéticos. Fisher disse a famosa frase que, se queremos explicar a prevalência de organismos de dois sexos, devemos começar por explicar o que o mundo biológico seria caso houvesse três sexos (FISHER, 1930).

Como a ciência social computacional é um campo científico baseado em modelos, que tem por objetivo tanto explicar os fenômenos de interesse, quanto prever a sua evolução, precisamos entender claramente as respectivas implicações para a construção de modelos.

- A análise qualitativa: modelos generativos

Modelos generativos são uma terceira forma de fazer ciência, uma fuga da dicotomia dedutivo/indutivo. São modelos que permitem a realização de análise qualitativa de uma forma rigorosa e controlável. A abordagem generativa computacional típica, como proposta por Epstein, é uma simulação baseada em agentes, que requer:

Situar uma população inicial de agentes heterogêneos autônomos (ver também Arthur, 1994) em um ambiente especial relevante; que lhes permitam interagir de acordo com as regras locais simples e, assim, gerar - ou “fazer crescer” – a regularidade macroscópica de baixo para cima (*bottom up*) (EPSTEIN, 1999).

Esta passagem suscita algumas objeções e que requer algumas ressalvas a serem levadas em conta.

Em primeiro lugar, como descobrir as regras locais simples? Como evitar explicações *ad hoc* e arbitrárias? Tal como já observado (SQUAZZONI, 2009), um critério que tem sido frequentemente utilizado é a escolha das condições que são suficientes para produzir um dado efeito. No entanto, isto conduz a uma grande variedade de alternativas, as quais são em certa medida arbitrárias. A construção de modelos generativos plausíveis é um desafio para a nova ciência social computacional.

Em segundo lugar, a noção de regras precisa de esclarecimento e revisão. Possivelmente, as regras devem ser substituídas por modelos de agentes explícitos e teoricamente fundamentados, que incluam, não apenas os mecanismos de tomada de decisão, mas também representações, atitudes, estratégias, ações, motivações, e assim por diante.

- Integrar modelos heterogêneos

A análise e a modelagem de sistemas sociais em larga escala devem estar apoiadas em três pilares coordenados: coleta, produção e análise de dados; simulações baseadas em agentes; modelagem analítica.

Modelos de agentes bem fundamentados em interações podem gerar efeitos coletivos inesperados que exigem compreensão matemática. Por outro lado, os efeitos coletivos previstos a partir de modelos simples o suficiente para serem matematicamente analisados demandam testes numéricos sobre sistemas multiagentes mais complexos (ou mais realistas), ou validação empírica por meio de pesquisas (*surveys*) ou experimentos, sempre que isso seja possível. A modelagem requer que se encontrem compromissos apropriados entre realismo sócio físico e a simplicidade matemática.

Com este objetivo geral de se compreender e antecipar comportamentos de sistemas sociais complexos é preciso desenvolver modelos simplificados, a partir dos quais a análise matemática possa ser feita. Tais modelos devem ser capazes de reproduzir os fatos estilizados observados empiricamente. A partir da análise desses modelos, uma nova intuição pode ser adquirida, e os modelos mais complexos podem ser estudados, tanto numericamente, quanto analiticamente.²⁵ Cenários podem ser explorados e testados pelas simulações em larga escala, proporcionando resultados que podem ser utilizados para a tomada de decisão.

No caso de fenômenos coletivos (multidões de pedestres, o tráfego de automóveis, moda, crise financeira ou social, formação de opinião e propagação da epidemia)²⁶ o objetivo da modelagem, por meios analíticos e numéricos, é justamente entender o nível global (“macroscópico”) a partir das características dos elementos constitutivos (o nível “microscópico”) e as estruturas sociais a que pertencem, e também entender como o nível coletivo influencia o comportamento individual. Essa modelagem pode, e deve, ser feita com múltiplas abordagens, ferramentas de integração e conceitos de diferentes disciplinas: matemática aplicada, física estatística, ciência da computação, economia teórica (algumas palavras-chave relevantes seriam: equações diferenciais parciais, teoria de controle ótimo, teoria da informação, sistemas dinâmicos, física estatística de sistemas desordenados, teoria dos grafos, teoria dos jogos, simulações numéricas, sistemas baseados em agentes), e isto, em estreita interação e colaboração com cientistas sociais.

Na interface entre a análise de dados e modelagem, a análise dos dados pode permitir-nos revelar características estatísticas robustas, que são características do sistema em estudo. Um exemplo em particular é a análise empírica das estruturas de

²⁵ Ver Helbing (2010).

²⁶ Ver Helbing, Yu e Rauhut (2011) e Lorenz et al. (2011).

rede em diferentes contextos (redes de coautorias, redes interbancárias, redes de estradas...).

Um fato específico observado em um determinado sistema (por exemplo, uma estrutura de rede *small-world*) torna-se um guia para o modelador – esta estrutura particular de rede tanto se pode considerar como um *input* para o modelo, quanto pode ser um modelo cujo objetivo é entender como tal estrutura emerge. Assim, o desenvolvimento de novas ferramentas de análise de dados, bem como de ferramentas específicas para a representação e visualização de dados, passa a ser um componente importante para a abordagem social computacional.

IMPACTO ESPERADO

Impacto sobre a ciência

O impacto do progresso descrito nas linhas acima sobre o fazer científico não pode ser subestimado. Para começar, a sociologia em particular, e as ciências sociais em geral passarão por uma mudança dramática de paradigma, decorrente da incorporação do método científico das ciências físicas. Assim, a combinação da abordagem computacional com uma utilização razoável da experimentação levará as ciências sociais próximo de estabelecer *links* bem fundamentados entre teoria, fatos empíricos e a pesquisa. Esses *links* devem formatar todas as ciências que têm o comportamento humano como o principal objeto de pesquisa ou interesse, e devem resolver incompatibilidades tais como as ciências econômicas que se baseiam em atores racionais, enquanto a sociologia e psicologia social rejeitam esta abordagem; por outro lado, sociologia e psicologia contam muito mais com fatos (identificados a partir de experimentos, pesquisas, etc) do que a economia tradicional, que se baseia na força de abordagens analíticas puramente abstratas.²⁷ A ciência social computacional seria um fator importante para essa mudança de paradigma nas ciências sociais.

Por outro lado, o impacto da investigação, tal como a descrevemos, certamente vai além das ciências sociais, uma vez que fornece novas ferramentas e métodos aplicáveis a todas as instâncias nas quais o *BigData* seja um ingrediente chave. Como esperamos que as novas abordagens analíticas venham a ser desenvolvidas conjuntamente com algoritmos e procedimentos de monitoramento de dados massivos, a perspectiva de sistemas complexos aqui proposta, na qual entidades e suas interações podem ser abstratas e ocorrer em qualquer contexto, conduzirão imediatamente para aplicações de nossas descobertas a campos do conhecimento que se estendem da física à ecologia, passando pela biologia sistêmica. De fato, a abordagem dos sistemas complexos que transparece por toda a proposta constitui uma alavanca fundamental

²⁷ Para mais discussão sobre isso, veja Gintis (2009).

para combinar as linhas que demarcam as disciplinas, e criar uma ciência não-compartmentalizada, verdadeiramente interdisciplinar (SAN MIGUEL et al., 2012).

Impacto sobre tecnologia e competitividade

A ciência social computacional requer um enorme esforço de investigação no âmbito das TIC, o pilar sobre o qual se sustentam as orientações de pesquisa apresentadas aqui. Coletar, transmitir, analisar, simular e incorporar dados em simulações exigirá recursos computacionais e de comunicação que estão além do atual estado da arte das instalações disponíveis. Enquanto a comunidade de pesquisa sobre as TIC na União Europeia (UE) é bastante ativa, um programa científico, como o discutido neste artigo, deveria ser promovido para que se possam absorver os avanços dos EUA e do Japão neste campo, aumentando assim a competitividade da UE e avançando o nível tecnológico mundial.

Impacto na sociedade

O papel da ciência social computacional está em liderar o enfrentamento de grandes problemas (*BigProblems*) da sociedade, evitando crises e ameaças à estabilidade social e ao desenvolvimento saudável.

A ciência social computacional proporcionará muitas ferramentas para que estes objetivos sejam alcançados, e irá desempenhar um papel de liderança na execução bem-sucedida desse projeto. O desenvolvimento da ciência social computacional, como proposto neste manifesto, fará com que seja possível modelar e simular processos sociais em uma escala global, o que nos permitirá ter plena compreensão das interdependências de longa distância que caracterizam o mundo fortemente interligado de hoje. Os resultados destas simulações serão utilizados como apoio aos *policy makers* em seus processos de tomada de decisão, permitindo-lhes identificar de forma eficiente e eficaz caminhos ideais para a nossa sociedade. Da mesma forma, o livre acesso às simulações de grande porte dará suporte aos indivíduos para avaliarem diferentes opções políticas, em função de suas necessidades e objetivos pessoais, melhorando significativamente a participação dos cidadãos no processo de decisão. Estes desenvolvimentos juntos abrem as portas para uma sociedade global muito mais segura, mais sustentável e mais justa.

CONCLUSÕES

Existe uma percepção crescente sobre o enorme potencial da ciência social computacional orientada a dados (LAZER et al., 2009). A disponibilidade de uma quantidade sem precedentes de dados sobre as interações humanas em diferentes esferas sociais ou ambientes abre a possibilidade de que esses dados sejam usados para alavancar o conhecimento sobre o comportamento social, além de pesquisas em escala de dezenas de pessoas. Os dados podem ser usados para verificar e validar os resultados

de modelos de simulação e teorias socioeconômicas, mas, um passo mais adiante, consiste em usá-los já na fase de modelagem.

Ao mesmo tempo, a relação entre simulação social (por exemplo, modelagem baseada em agentes) e compreensão teórica ainda é problemática. Assim, as simulações devem ser acompanhadas por teorias *micro-macro-loop*, ou seja, teorias sobre os mecanismos que, a nível individual, afetam o comportamento global, e as teorias *loop-closing* dos efeitos descendentes ou de emergência de segunda ordem.

Em vista disso, torna-se claro que a incorporação ingênua ou forçada de dados em grande escala nos modelos de simulação podem não levar aos resultados esperados em termos de se alcançar progressos relevantes em ciência social. Embora seja evidente que a análise dos dados certamente contribui para a compreensão desses mecanismos, é também evidente que *inputs* adicionais são frequentemente necessários, em particular aqueles obtidos a partir de experiências sob parâmetros ou situações controladas. Estes irão lançar luz sobre os mecanismos de tomada de decisão que, por vezes, podem ser obscurecidos em meio a tantos dados.

Em conclusão, a ciência social computacional, como um campo em rápido e bem-sucedido desenvolvimento, precisa estar ciente da necessidade de desenvolver as suas premissas teóricas e testá-las. Assim como as teorias da física e os modelos são testados através de experimentos incrivelmente grandes (como o laboratório *Large Hadron Collider* - LHC na Organização Europeia para a Pesquisa Nuclear - CERN), o progresso em modelos computacionais dos fenômenos sociais só será possível através de uma combinação razoável de entrada de dados, trabalho experimental e concepção teórica. A ciência social computacional traz consigo demandas desafiadoras do lado experimental, em termos de *design* e de procedimentos, que só podem ser resolvidas através do trabalho conjunto com a comunidade científica da computação.

A publicação original deste trabalho em inglês foi parcialmente financiada pelo *European Union's Seventh Framework Programme* (FP7/2007–2013), sob acordo de subvenção n° 284709, uma área de atividade da *Coordination and Support Action in the Information and Communication Technologies* ('FuturICT' FET Flagship Pilot Project).

REFERÊNCIAS

- AKERLOF, George A.; SHILLER, Robert J. *Animal spirits: how human psychology drives the economy, and why it matters for global capitalism*. Princeton: Princeton University Press, 2009.
- ALÓS-FERRER, Carlos; KIRCHSTEIGER, Gerog. General equilibrium and the emergence of (non)market clearing trading institutions. *Economic Theory*, Berlin, v. 44, n. 3, p. 339-360, 2010.

ARTHUR, W. Brian. Out-of-equilibrium economics and agent-based modeling. In: TEFATSION, Leigh; JUDD, Kenneth L. *Handbook of computational economics: agent-based computational economics*. Oxford: Elsevier, 2005. v. 2, p. 1551-1563.

TEFATSION, Leigh; JUDD, Kenneth L. Inductive reasoning and bounded rationality. *American Economic Review*, Nashville, v. 84, p. 406, 1994.

AXELROD, Robert. The dissemination of culture: a model with local convergence and global polarization. *Journal of Conflict Resolution*, Newbury Park, v. 41, n. 2, p. 203-226, 1997.

AXELROD, Robert. *The evolution of cooperation*. New York: Basic Books, 1984.

AXELROD, Robert. An evolutionary approach to norms. *American Political Science Review*, Baltimore, v. 80, n. 4, p. 1095-1111, 1986.

AXTELL, Robert L. et al. Population growth and collapse in a multiagent model of the Kayenta Anasazi in Long House Valley. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Washington, v. 99, p. 7275- 7279, 2002.

BAINBRIDGE, William Sims. The scientific research potential of virtual worlds. *Science*, Washington, v. 317, n. 5837, p. 472-476, 2007.

BALCAN, Duygu et al. Multiscale mobility networks and the spatial spreading of infectious diseases. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Washington, v. 106, n. 51, n. 21484-21489, 2009.

BENKLER, Yochai. Coase's penguin, or, linux and the nature of the firm. *The Yale Law Journal*, Yale, v. 112, n. 3, p. 369-446, 2002.

BICCHIERI, Cristina. *The grammar of society: the nature and dynamics of social norms*. Cambridge: Cambridge University Press, 2006.

BILLARI, Francesco C. et al. *Agent-based computational modelling applications in demography, social, economic and environmental sciences*. Heidelberg: Physica Verlag-Springer, 2006.

BORRILL, Paul L.; TEFATSION, Leigh. Agent-based modeling: the right mathematics for the social sciences? In: DAVIS, Johan B.; HANDS, Wade. *The elgar companion to recent economic methodology*. New York: Edward Elgar Publishers, 2011. p. 228-258.

BRABHAM, Daren C. Crowdsourcing as a model for problem solving: an introduction and cases. *Convergence*, London, v. 14, n. 1, p. 75-90, 2008.

CASTELFRANCHI, Cristiano; CONTE, Rosaria. *Microsimulation and the social science*. Berlin: Springer-Verlag, 1996.

CASTELLO, Xavier et al. *Viability and resilience of complex systems: concepts, methods and case studies from ecology and society*. New York: Springer-Verlag, 2011.

CATTUTO, Ciro et al. Collective dynamics of social annotation. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Washington, v. 106, n. 26, p. 10511-10515, 2009.

CEDERMAN, Lars-Erik. *Emergent actors in world politics: how states and nations develop*. Princeton: Princeton University Press, 1997.

- GENTOLA, Damon et al. Homophily, cultural drift, and the co-evolution of cultural groups. *Journal of Conflict Resolution*, Newbury Park, v. 51, n. 6, p. 905-929, 2007.
- CHESNAIS, Jean-Claude. *The demographic transition: stages, patterns, and economic implications: a longitudinal study of sixty-seven countries covering the period 1720–1984*. Oxford: Oxford University Press, 1993.
- CHRISTAKIS, Nicolas A.; FOWLER, James H. The Spread of Obesity in a Large Social Network over 32 Years. *The New England Journal of Medicine*, New England, v. 357, p. 370-379, 2007.
- CONTE, Rosaria et al. Sociology and social theory in agent based social simulation: a symposium. *Computational and Mathematical Organization Theory*, Pittsburgh, v. 7, n. 3, p. 183-205, 2001.
- CONTE, Rosaria; ANDRIGHETTO, Giulia; CAMPENN, Marco (Ed.). *Minding norms*. Oxford: Oxford University Press, 2013.
- CONTE, Rosaria; PAOLUCCI, Mario. Reputation in artificial societies: social beliefs for social control. Dordrecht: Kluwer, 2002.
- DAREMA, Frederica. Grid computing and beyond: the context of dynamic data driven applications systems. *Proceedings of the IEEE*, New York, v. 93, p. 692-697, 2005.
- DENNETT, Daniel C. Descartes error: emotion, reason and the human brain - Damasio, Ar. *Times Literary Supplement*, 25 ago. 1995. n. 3
- DUNBAR, Robin. The social brain hypothesis. *Evolutionary Anthropology: issues, news, and reviews*. New York, v. 6, n. 5, p. 178–190, 1998.
- EBBERS, Joris J.; WIJNBERG, Nachoem M. Disentangling the effects of reputation and network position on the evolution of alliance networks. *Strategic Organization*, Thousand Oaks, v. 8, n. 3, p. 255-275, 2010.
- EGULUZ, Victor M. et al. Cooperation and the emergence of role differentiation in the dynamics of social networks. *American Journal of Sociology*, Chicago, v. 110, n. 4, p. 977-1008, 2005.
- EHRHARDT, George; MARSILI, Matteo; VEGA-REDONDO, Fernando. Phenomenological models of socioeconomic network dynamics. *Physical Review*, Melville, v. 74, n. 1, 2006.
- EPSTEIN, Joshua M. Agent-based computational models and generative social science. *Complexity*, New York, v. 4, n. 5, p. 41–60, 1999.
- EPSTEIN, Joshua M. *Generative social science: studies in agent-based computational modeling*. Princeton: Princeton University Press, 2007.
- EPSTEIN, Joshua M. Learning to be thoughtless: social norms and individual computation. *Computational Economics*, Dordrecht, v. 18, p. 9-24, 2001.
- EPSTEIN, Joshua M. Modeling civil violence: an agent-based computational approach. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Washington, v. 99, p. 7243-7250, 2002.

- FALCONE, Rino; CASTELFRANCHI, Christiano. *Trust theory: a socio-cognitive and computational. Model*: Wiley, 2010.
- FISHER, Ronald Aylmer. *The genetical theory of natural selection*. New York: Oxford University Press, 1930.
- FLACHE, Andreas; MACY, Michael W. Local convergence and global diversity: from interpersonal to social influence. *Journal of Conflict Resolution*, Newbury Park, v. 55, n. 6, p. 970-995, 2011.
- GALÁN, José Manuel et al. Errors and artefacts in agent-based modelling. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, Surrey, v. 12, n. 1, 2009.
- GAUVIN, Laetitia; VANNIMENUS, Jean; NADAL, Jean-Pierre. Phase diagram of a Schelling segregation model. *The European Physical Journal B – Condensed Matter and Complex Systems*, Les Ulis, v. 70, n. 2, p. 293-304, 2009.
- GIARDINI, Francesca; CONTE, Rosaria. Gossip for social control in natural and artificial societies. *Simulation*, v. 88, n. 1, p. 18-32, 2012.
- GILBERT, Nigel; CONTE, Rosaria (Ed.). *Artificial societies: the computer simulation of social life*. London: University College London Press, 1995.
- GILBERT, Nigel; CONTE, Rosaria (Ed.). *Artificial societies: the computer simulation of social life*. London: University College London Press, 1995.
- GINTIS, Herbert. *The bounds of reason*. Princeton: Princeton University Press, 2009.
- GOLDER, Scott A.; HUBERMAN, Bernardo A. Usage patterns of collaborative tagging systems. *Journal of Information Science*, Cambridge, v. 32, p. 198-208, 2006.
- GONZÁLEZ-AVELLA, Juan Carlos et al. Information feedback and mass media effects in cultural dynamics. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, Surrey, v. 10, n. 3, 2007.
- GRUJIC, Jelena et al. Social experiments in the mesoscale: humans playing a spatial prisoner's dilemma. *PLoS ONE*, San Francisco, v. 5, 2010.
- HABIB, Laurence; LINE, Wittek. The portfolio as artifact and actor. *Mind, Culture Activity*, La Jolla, v. 14, n. 4, p. 266-282, 2007.
- HAVLIN, Sales et al. Challenges in network science: applications to infrastructures, climate, social systems and economics. *The European Physical Journal Special Topics*, Les Ulis, v. 214, p. 273-293, 2012.
- HELBING, Dirk et al. FuturICT: participatory computing to understand and manage our complex world in a more sustainable and resilient way. *The European Physical Journal Special Topics*, Heidelberg, v. 214, p. 11-39, 2012.
- HELBING, Dirk. Pluralistic modeling of complex systems. *Science and Culture*, Calcutta, v. 76, p. 315-329, 2010.
- HELBING, Dirk; BALIETTI, Stefano. From social data mining to forecasting socio-economic crisis. *European Physical Journal: Special Topics*, Heidelberg, v. 195, p. 3-68,

2011. HELBING, Dirk; JOST, Jürgen; LANE, David. Social systems and complexity. *Advances in Complex Systems*, Amsterdam, v.11, n. 4, p. 485-486, 2008.
- HELBING, Dirk; YU, Wenjian; RAUHUT, Heiko. Self-organization and emergence in social systems: modeling the coevolution of social environments and cooperative behavior. *The Journal of Mathematical Sociology*, London, v. 35, n. 1/3, p. 177-208, 2011.
- HENRICH, Joseph et al. Markets, religion, community size, and the evolution of fairness and punishment. *Science*, Washington, v. 327, p. 1480-1484, 2010.
- HUBER, George P. Organizational learning: the contributing processes and the literatures. *Organization Science*, Providence, v. 2, n. 1, p. 88-115, 1991.
- KARSAI, Marton et al. Small but slow world: How network topology and burstiness slow down spreading. *Physical Review*, New York, v. 83, n. 2, p. 1-4, 2011.
- KITTUR, Aniket. Crowdsourcing user studies with mechanical turk. In: ANNUAL SIGCHI CONFERENCE ON HUMAN FACTORS IN COMPUTING SYSTEMS, 36., 2008, New York. *Proceedings...* New York: ACM, 2008.
- KIUKKONEN, N. et al. *Proceedings of international conference on pervasive services*. Berlin: ACM, 2010.
- LANE, Nicholas D. et al. A survey of mobile phone sensing. *IEEE Communications Magazine*, New York, v. 48, n. 9, p. 140-150, 2010.
- LAZER, David et al. Computation social science. *Science*, Washington, v. 323, p. 721-724, 2009.
- LEWIS, David. *Convention: a philosophical study*. Harvard: Harvard University Press, 1969.
- LORENZ, Jan et al. How social influence can undermine the wisdom of crowd effect. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Washington, v. 108, p. 9020-9025, 2011.
- LYONS, Russell. The spread of evidence-poor medicine via flawed social-network analysis. *Statistics, Politics and Policy*, Berlin, v. 2, n. 2, p. 1-29, 2011.
- MACY, Michael W.; FLACHE, Andreas. Learning dynamics in social dilemmas. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Washington, v. 99, p. 7229-7236, 2002.
- MAUSS, Marcel. *The gift: forms and functions of exchange in archaic societies*. London: Routledge, 1922.
- ONNELA, Jukka- Pekka et. al. Structure and tie strengths in mobile communication networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Washington, v. 104, n. 18, p. 7332-7336, 2007.
- PAOLUCCI, Mario et al. *Social knowledge for e-governance: theory and technology of reputation*. Rome: ISTC-CNR, 2009.

- PUJOL, Josep M. et al. How can social networks ever become complex? modelling the emergence of complex networks from local social exchanges. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, Surrey, v. 8, n. 4, 2005.
- PUTNAM, Robert. *Bowling alone: the collapse and revival of American community*. New York: Simon & Schuster, 2001.
- PUTTERMAN, Louis. Cooperation and punishment. *Science*, Washington, v. 328, p. 578-579, 2010.
- RAUB, Werner; WEESIE, Jeroen. Reputation and efficiency in social interactions: an example of network effects. *American Journal of Sociology*, Chicago, v. 96, p. 626-654, 1990.
- RICHERSON, Peter; BOYD, Robert. A dual inheritance model of the human evolutionary process. *Journal of Social and Biological Structures*, Amsterdam, v. 1, n. 2, p. 127-154, 1978.
- RITZER, George (Ed.). *Frontiers of social theory: the new syntheses*. New York: Columbia University Press, 1990.
- ROUCHIER, Juliette; O'CONNOR, Martin; BOUSQUET, François. The creation of a reputation in an artificial society organised by a gift system. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, Surrey, v. 4, n. 2, 2001.
- SAAM, Nicole J.; HARRER, Andreas. Simulating norms, social inequality, and functional change in artificial societies. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, Surrey, v. 2, 1999.
- SALMON, Wesley C. *Four decades of scientific explanation*. Pittsburgh: Pittsburgh University Press, 1989.
- SAN MIGUEL, Maxi et al. Challenges in complex systems science. *The European Physical Journal Special Topics*, Les Ulis, v. 214, n. 245-271, 2012.
- SCHELLING, Thomas C. Dynamic models of segregation. *Journal of Mathematical Sociology*, London, v. 1, p. 143-186, 1971.
- SCHOTTER, Andrew. *The economic theory of social institutions*. Cambridge: Cambridge University Press, 2008.
- SHADNAM, Masoud; LAWRENCE, Thomas B. Understanding widespread misconduct in organizations. *Business Ethics Quarterly*, Charlottesville, v. 21, n. 3, p. 379-407, 2011.
- SICHMAN, Jaime S.; CONTE, Rosaria. Dependence graphs: dependence within and between groups. *Computational & Mathematical Organization Theory*, Pittsburgh, v. 8, n. 2, p. 87-112, 2002.
- SNIJEDERS, Tom A. B.; VAN DE BUNT, Gerhard G.; STEGLICH, Christian E. G. Introduction to actor-based models for network dynamics. *Social Network*, Amsterdam, v. 32, n. 1, p. 44-60, 2010.
- SONG, Yang; ZHANG, Lu; GILES, C. Lee. Automatic tag recommendation algorithms for social recommender systems. *ACM Transactions on the Web*, New York, v. 5, n. 1, 2011.

- SQUAZZONI, Flaminio (Ed.). Epistemological aspects of computer simulation in the social sciences. Heidelberg: Springer, 2009.
- ULLMAN-MARGALIT, Edna. Coordination norms and social choice. *Erkenntnis*, Dordrecht, v. 11, p. 143-155, 1977.
- VAN ASSEN, Marcel; BUSKENS, Vincent.; WERNER, Raub. Micro-macro links and microfoundations in sociology. *The Journal of Mathematical Sociology*, London, v. 35, n. 1/3, p. 1-25, 2011.
- VINKOVIĆ, Dejan; KIRMAN, Alan. A physical analogue of the Schelling model. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Washington, v. 103, v. 51, p. 19261-19265, 2006.
- WALKER, Kent. A systematic review of the corporate reputation literature: definition, measurement and theory. *Corporate Reputation Review*, Netherlands, v. 12, p. 357–387, 2010.
- WEISBERG, Michael. *When less is more: tradeoffs and idealization in model building*. Stanford: Stanford University Press, 2003.
- WILL, Oliver. HUME 1.0: an agent-based model on the evolution of trust in strangers and division of labour. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON MULTI-AGENT-BASED SIMULATION, 10., 2010, Berlin. *Proceedings...* Berlin: Springer-Verlag, 2010. p. 123-134.
- YASUTOMI, Ayumu. The emergence and collapse of money. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, Amsterdam, v. 82, p. 180-194, 1995.
- YOUNG, Peyton. *Social norms and norm dynamics*. Princeton: Princeton University Press, 2009.