

Diretrizes para a aplicação da Modelagem Baseada em Agentes: explorando dinâmicas complexas em contextos organizacionais

Pedro Henrique Napoli – Universidade Estadual de Campinas – p223354@dac.unicamp.br

Bruno Brandão Fischer – Universidade Estadual de Campinas – bfischer@unicamp.br

Gustavo Hermínio Salati Marcondes de Moraes – Universidade Estadual de Campinas –
salati@unicamp.br

Ualison Rébula de Oliveira – Universidade Federal Fluminense – ualisonrebula@id.uff.br



Editorial

Diretrizes para a aplicação da Modelagem Baseada em Agentes: explorando dinâmicas complexas em contextos organizacionais

Com o intuito de aprofundar o diálogo sobre métodos de pesquisa iniciados em 2023, a equipe editorial da RASI prossegue em sua série de editoriais apresentando, nesta edição de setembro de 2025, uma introdução à modelagem baseada em agentes (*agent-based modeling* — ABM, em inglês). Tal metodologia de modelagem matemático-computacional permite flexibilizações importantes em comparação à modelos matemáticos tradicionais (Dosi, 2023) para a representação de sistemas complexos adaptativos (Complex Adaptive Systems — CAS, em inglês) (Arthur, 2021). A partir da metodologia ABM, torna-se possível formular perguntas de pesquisa voltadas à compreensão da influência das interações micro no comportamento de variáveis sistêmicas e, reciprocamente, do impacto dessas variáveis sistêmicas sobre o nível micro, mostrando-se, assim, uma abordagem particularmente adequada para CAS.

Assim, a metodologia ABM permite a formalização matemático-computacional suficientemente flexível para um desenvolvimento teórico, sem depender de premissas artificiais típicas de modelos dinâmicos clássicos, e ainda assegura o rigor matemático e estatístico necessário à produção de conhecimento que vá além de abordagens meramente descritivas e apreciativas (Dosi, 2023).

O objetivo do presente editorial, portanto, é oferecer orientações práticas sobre quando e como aplicar a metodologia ABM, destacando os contextos em que seu uso se mostra mais apropriado, bem como apresentar os principais passos para sua implementação. Ao fazê-lo, busca-se contribuir para a disseminação e qualificação do uso dessa abordagem entre pesquisadores que lidam com sistemas complexos e dinâmicas emergentes.

No que tange aos artigos publicados nesse número, apresentamos seis trabalhos que abordam temas atuais e relevantes nas áreas de empreendedorismo, inovação, liderança e gestão pública, evidenciando a pluralidade de perspectivas e métodos. Entre as contribuições, destacam-se análises sobre os desafios da inovação tecnológica no setor energético brasileiro, com foco em tecnologias descentralizadas; investigações sobre os vieses cognitivos que afetam as decisões financeiras dos investidores; e estudos das competências empreendedoras e sua relação com o desempenho e a satisfação de pequenos empresários. Também são abordadas as práticas de controle social e monitoramento das compras públicas em contextos de crise sanitária, destacando implicações para a gestão pública. Na área da saúde, a aplicação de ferramentas analíticas para compreender o papel do farmacêutico nos processos hospitalares é explorada, assim como reflexões sobre as decisões pessoais relacionadas à maternidade, considerando aspectos profissionais, financeiros e familiares. Cada estudo contribui significativamente para o avanço do conhecimento teórico e prático, reforçando a relevância desta edição para diversos públicos, desde pesquisadores até gestores e profissionais de diferentes setores.

Sistemas complexos adaptativos e a necessidade de novos métodos

Sistemas complexos podem ser compreendidos como composições formadas por partes heterogêneas que interagem entre si de maneira não linear (Anderson, 1988; Bak, 1996). Essa não linearidade nas interações faz com que surjam propriedades do sistema que não podem ser reduzidas às características individuais de seus componentes. Em outras palavras, a totalidade apresenta comportamentos e padrões que emergem justamente da interação entre as partes, e não da simples soma de seus elementos. Tais propriedades são conhecidas como fenômenos emergentes no campo da teoria da complexidade (Arthur, 2021).

A interpretação de fenômenos sociais sob a ótica dos sistemas complexos representa uma alternativa relevante às abordagens tradicionais, frequentemente baseadas em pressupostos de racionalidade plena, informação perfeita e busca por equilíbrio (Dosi, 2023). Em contraste, a perspectiva da complexidade permite considerar a heterogeneidade dos agentes, bem como suas limitações cognitivas e informacionais. Nesse contexto, decisões são frequentemente tomadas com base em heurísticas, e a ideia de equilíbrio, quando presente, é tratada como resultado emergente — e não como pressuposto teórico.

Desse modo, o entendimento da economia como um sistema complexo permite que variáveis econômicas e organizacionais sejam interpretadas como fenômenos emergentes da interação entre agentes heterogêneos, que, com racionalidade e informação limitadas, utilizam heurísticas para atingir seus objetivos. A interação entre esses agentes e os fenômenos emergentes resultantes possibilita a adaptação dos próprios agentes a uma realidade em transformação.

O mecanismo de retroalimentação descrito ilustra uma característica peculiar de sistemas econômicos e organizacionais. Além de poderem ser compreendidos como sistemas complexos, tais sistemas possuem partes dotadas de agência (daí o termo "agente"), o que significa que esses agentes são capazes de se adaptar aos fenômenos emergentes gerados por suas próprias interações. Essa capacidade adaptativa confere a esses sistemas um status específico dentro da teoria da complexidade, levando à sua categorização como CAS, justamente em função da agência de suas partes.

Dentro do paradigma dos CAS, a formalização de modelos teóricos com base em pressupostos de equilíbrio — tradicionais na economia — revela-se limitada, dado que esses modelos não capturam as interações em nível micro que são fundamentais para as dinâmicas emergentes características desse tipo de sistema (Dosi, 2023). Como argumentam Axtell e Farmer (2025), essa limitação do paradigma teórico de equilíbrio restringe o avanço do entendimento mais profundo sobre o funcionamento dos sistemas econômicos. Surge, assim, a necessidade de métodos capazes de representar interações não lineares, fenômenos emergentes e adaptação. É nesse contexto que a modelagem baseada em agentes (Agent-Based Modeling — ABM, em inglês) ganha relevância. De fato, ABM era utilizada em outros campos, ganhando força nas ciências sociais com o avanço da teoria da complexidade e dos progressos computacionais (Hamill & Gilbert, 2016). Assim, ABM mostrou-se particularmente adequada para a modelagem de fenômenos sociais complexos, nos quais simplificações lineares não se mostram suficientes (Pyka & Fagiolo, 2005). Com suas capacidades de modelar de maneira não linear interações micro, captar fenômenos emergentes e representar heurísticas de

adaptação, ABM tornou-se um método amplamente utilizado e renomado nas ciências sociais, especialmente na economia (Axtell & Farmer, 2025).

A metodologia ABM, como observado, tem se mostrado especialmente útil na análise de sistemas sociais e organizacionais, incluindo o campo da economia (Haldane & Turrell, 2019). A interação entre agentes — como indivíduos, organizações e instituições — pode gerar dinâmicas coletivas imprevisíveis, retroalimentações e padrões adaptativos que influenciam a formulação de estratégias, a gestão da inovação, a estruturação de mercados e a configuração de redes organizacionais. Como a economia, que incorporou com sucesso esse paradigma (Axtell & Farmer, 2025), o campo da administração também vem de maneira crescente adotando a metodologia ABM (Onggo & Foramitti, 2021), em campos como marketing (Rand & Rust, 2011), cadeia de suprimentos (Zhao et al., 2019) e rotinas organizacionais (Miller et al., 2012).

Um exemplo concreto da utilização do método ABM aplicado à administração pode ser observado no trabalho de Napoli et al. (2025), onde os autores aplicam a metodologia no campo de ecossistemas empreendedores. Mais precisamente, Napoli et al. (2025) utilizam a metodologia ABM para uma exploração teórica do impacto da agência empreendedora na emergência e evolução do *output* agregado do ecossistema empreendedor.

Nesse exemplo, é possível observar uma grande capacidade dos modelos ABM: a busca de canais de causalidade claros que ligam micro dinâmicas à fenômenos sistêmicos emergentes (Arthur, 2021).

A consolidação da modelagem baseada em agentes como ferramenta analítica

Nos últimos anos, a metodologia ABM tem se consolidado de forma significativa, especialmente na economia, com aplicações frequentes em áreas como finanças, política monetária, economia do trabalho, inovação, macroeconomia e microeconomia (Dawid & Gallegati, 2018; Borsos et al., 2025; Axtell & Farmer, 2025).

A análise das publicações que empregam ABM nas áreas de economia e administração revela uma tendência de aumento ao longo do período avaliado, conforme evidenciado na Figura 1

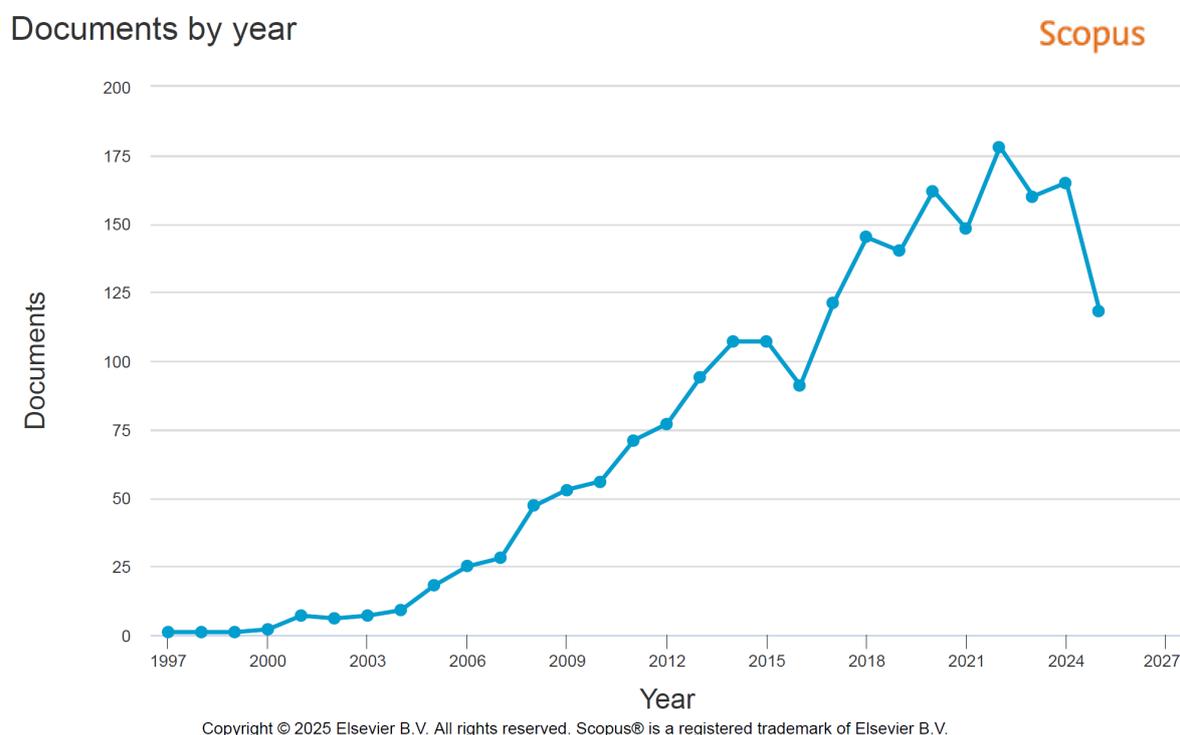


Figura 1. Evolução dos artigos que utilizaram ABM no campo de economia e administração
Fonte: © Elsevier B.V. Todos os direitos reservados.

Utilizando a base de dados Scopus e a seguinte string de busca “TITLE-ABS-KEY ("agent-based mode*") AND (LIMIT-TO (SUBJAREA , "ECON") OR LIMIT-TO (SUBJAREA , "BUSI")) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , "ar"))” foi possível encontrar, limitando para a área de “Economics, Econometrics and Finance” e “Business, Management and Accounting” os trabalhos que utilizaram ABM.

Ao analisar a Figura 1, observa-se um crescimento contínuo das publicações desde o primeiro registro, em 1997, que utilizou ABM, refletindo não apenas a consolidação histórica dessa abordagem, mas também o reconhecimento progressivo de seu potencial para o desenvolvimento de estudos alinhados ao paradigma de CAS (Axtell & Farmer, 2025).

Nesse contexto de expansão, torna-se cada vez mais evidente a necessidade de diretrizes conceituais e metodológicas claras para orientar o desenvolvimento de modelos baseados em agentes (ABM). Embora exista uma ampla variedade de manuais voltados a essa finalidade (Wilensky & Rand, 2015; Namatame & Chen, 2016; Delli Gatti et al., 2018; Caiani et al., 2016; North & Macal, 2007; Gilbert & Hamill, 2016), é fundamental reconhecer que o ABM constitui apenas uma dentre diversas técnicas de modelagem e que, antes de implementá-lo, é imprescindível dominar os princípios gerais de modelagem. Tal tarefa de modelagem é de fato, não diferente de construção de teoria (Dublin, 1978; Whetten, 1989) sendo uma tarefa complexa que deve ser realizada antes de qualquer fórmula ou código ser escrito. Apesar de tal necessidade, manuais atuais não dão o enfoque necessário a tal dimensão tão fundamental do

ABM, gerando lacunas que podem prejudicar a utilização da metodologia, o que favorece a utilização da técnica em detrimento, muitas vezes, dos seus pressupostos subjacentes.

Modelagem antes da formalização: O papel da ABM como método teórico-computacional

Como mencionado, a modelagem baseada em agentes (ABM) é apenas um dentre os diversos métodos disponíveis para a construção de modelos teóricos. Modelos são, por definição, abstrações e simplificações da realidade que, dentro de um determinado paradigma de formalização, buscam promover o entendimento teórico de um fenômeno de interesse (Delli Gatti et al., 2018). Nesse contexto, o ABM se apresenta como um método teórico-computacional que possibilita o desenvolvimento de ambientes de simulação voltados à compreensão de dinâmicas complexas.

Mais do que uma técnica de modelagem, o ABM configura-se como um paradigma de observação do mundo. Em contraste com modelos tradicionais baseados em equilíbrio ou em equações diferenciais (Dosi, 2023; Gilbert & Hamill, 2016), o ABM propõe uma abordagem centrada nos agentes, a partir da qual as propriedades sistêmicas emergem das microinterações entre unidades heterogêneas. Esse paradigma surge em resposta ao caráter ontologicamente complexo dos sistemas sociais (Arthur, 2021), o que torna necessária uma ênfase fundamental nas decisões e interações dos agentes (Axtell & Farmer, 2025).

Assim, antes de escrever qualquer linha de código ou formalizar equações, é preciso realizar uma seleção parcimoniosa dos elementos e das interações que serão incluídos no modelo (Whetten, 1989). Um modelo baseado em agentes não começa com equações nem algoritmos, mas sim com uma pergunta fundamental sobre um fenômeno específico. A partir dessa pergunta, delinea-se quais variáveis são relevantes para explicá-la. Tanto a escolha das variáveis e parâmetros quanto a definição das interações entre eles deve ser justificada teoricamente, com base em critérios de parcimônia e relevância.

Esse processo de modelagem também requer a explicitação do domínio de validade do modelo, o que permite, desde sua concepção, discutir os limites de sua generalização (Whetten, 1989). Em síntese, o ABM propicia um arcabouço poderoso para a investigação de fenômenos complexos, desde que guiado por uma fundamentação teórica robusta e um delineamento criterioso de seus componentes constitutivos.

Passo a passo da modelagem baseada em agentes

Dada a importância da etapa de modelagem anterior à formalização operacional — seja por meio de equações ou algoritmos —, o presente editorial defende a indissociabilidade desse processo no desenvolvimento de modelos baseados em agente. A modelagem conceitual é, portanto, não apenas um ponto de partida, mas uma etapa estrutural, sem a qual compromete-se a coerência teórica e a relevância empírica do modelo.

Contudo, embora essencial, a modelagem não é suficiente, por si só, para garantir um ABM funcional do ponto de vista científico. A construção de um modelo robusto exige uma sequência de etapas metodológicas que envolvem tanto decisões teóricas quanto técnicas. Nesse sentido, uma vasta literatura tem se dedicado à sistematização desse processo,

oferecendo guias e manuais com orientações detalhadas (Wilensky & Rand, 2015; Namatame & Chen, 2016; Delli Gatti et al., 2018; Caiani et al., 2016; North & Macal, 2007; Gilbert & Hamill, 2016).

Apesar das particularidades entre os diferentes autores, é possível identificar um conjunto de passos recorrentes que compõem o ciclo fundamental de desenvolvimento de um ABM. O presente editorial argumenta que seriam passos fundamentais, em ordem sequencial: modelagem conceitual, tradução computacional, verificação, parametrização, exploração, design de experimentos. Ainda, como passos complementares, têm-se: validação empírica e calibração.

A seguir, apresenta-se uma breve explicação de cada uma dessas etapas, com o intuito de oferecer ao leitor uma visão estruturada sobre o processo de construção de modelos baseados em agentes orientados à pesquisa científica.

Passos fundamentais:

Passo 1 – Modelagem

Começa com identificação de uma pergunta de pesquisa. Para a metodologia ABM, as perguntas de pesquisa costumam estar relacionadas à compreensão dos canais de causalidade que, com base teórica, permitem justificar de forma coerente os impactos sistêmicos observados dentro de um paradigma de CAS. Um exemplo seria: qual é o impacto da inovação sobre o crescimento do PIB? (Dosi et al., 2010).

Adicionalmente, a metodologia ABM também possibilita a investigação inversa, isto é, como fenômenos emergentes influenciam as microdinâmicas dos agentes. Tal fenômeno de *feedback-loop* é extremamente presente em CAS (Arthur, 2021) e também pode ser estudado sob o paradigma de ABM. Seguindo o exemplo anterior: como o desempenho do PIB em períodos anteriores afeta os padrões de inovação? (Dosi et al., 2010).

Em seguida à pergunta de pesquisa, pensa-se em variáveis e parâmetros de importância para a pergunta pretendida, bem como as interações propostas entre eles. Nessa etapa, a justificativa de tais escolhas e parcimônia é de extrema importância, bem como a delimitação clara do escopo do modelo proposto (Whetten, 1989).

Passo 2 - Tradução computacional

Uma vez tendo um modelo claro, com canais de causalidade bem estabelecidos e parâmetros e variáveis selecionados nos moldes do passo 1, é necessária a tradução de tal modelo em equações e algoritmos (caso seja aplicável ao modelo pensado). Tal tradução pode ser feita em praticamente qualquer linguagem computacional, como: Python, R, C, C++, Netlogo etc.

A escolha da linguagem de programação a ser utilizada depende tanto da proficiência do pesquisador quanto das necessidades específicas de geração de dados. Embora seja possível desenvolver modelos em ambientes não especializados para ABM, como o R, existem softwares dedicados exclusivamente a essa abordagem, como NetLogo e LSD (Wilensky & Rand, 2015; Valente, 2008). Recomenda-se o uso dessas ferramentas, pois seu caráter multifuncional é projetado especificamente para atender às demandas da modelagem baseada em agentes.



Além disso, na escolha da linguagem de programação, deve-se considerar o tamanho do modelo, incluindo o número de equações e a intensidade computacional dos algoritmos utilizados. Para modelos menores, a escolha da linguagem é menos determinante. Entretanto, à medida que o modelo cresce em complexidade, linguagens como C e C++ tendem a ser preferidas em detrimento de outras, como Python e R, que apresentam menor otimização para processamento intensivo.

Passo 3 – Verificação

A verificação do modelo (ou validação interna), seria a etapa feita para observar se de fato o modelo traduzido computacionalmente na linguagem de escolha está correspondente ao modelo conceitual pensado na etapa 1. Assim, tal etapa visa a verificar de fato se o modelo programado não contém nenhum erro em comparação à versão pensada. A etapa em questão é de grande relevância, devido à possibilidade teórica de, por exemplo, considerar canais de causalidade no modelo conceitual da etapa 1 e, posteriormente, criar um modelo com canais de causalidade distintos devido a erros de programação. Tal validação de que o modelo conceitual pensado foi, de fato, o modelo programado, é feito na etapa de verificação.

Passo 4 – Parametrização

Para que o modelo rode, é necessário estabelecer as condições iniciais dos parâmetros do modelo. Nessa etapa, dois tipos de parametrização são possíveis: parametrização empírica ou teórica. No contexto de modelos ABM, um parâmetro é um objeto matemático com significado teórico que mantém valor constante durante toda a simulação (Haldane & Turrell, 2019). Por exemplo, em Napoli et al. (2025), a agência empreendedora é modelada de maneira parcimoniosa considerando dois conceitos: intenção e capacidade. Para modelagem da agência empreendedora, intenção e capacidade foram modelados como micro parâmetro ao nível do agente, cujos valores foram variados em diferentes cenários para observação do impacto da dinâmica de *match* e *mismatch* de tais parâmetros na emergência e evolução do *output* agregado de ecossistemas empreendedores.

A parametrização empírica faz referência à busca em base de dados, ou na literatura existente, de valores estimado dos parâmetros utilizados no modelo proposto (Gilbert & Hamill, 2016). Porém, nem sempre tais parâmetros estão disponíveis, fazendo com que muitos modelos (Dosi et al., 2010), utilizem parametrização teórica, que consistiria na busca de valores para os parâmetros que respeitem a lógica interna do modelo em relação à dimensionalidade das variáveis. Assim, apesar dos parâmetros escolhidos durante a parametrização teórica não serem empiricamente validados, a ideia é observar como variações de tais parâmetros afeta o comportamento do fenômeno de interesse, fazendo com que tal abordagem seja amplamente utilizada na literatura corrente em ABM.

Passo 5 – Exploração

Após o passo 4, o modelo está apto para gerar resultados. Assim, antes de gerar experimentos, é importante explorar o modelo para verificar se os resultados gerados não são completamente ilógicos frente à lógica de programação básica pretendida. Caso os resultados gerados sejam estranhos, é necessário verificação se os resultados são fenômenos emergentes não antecipados (sendo, portanto, um resultado interessante de pesquisa) ou resultado de erros

na etapa 2 e 3 (tradução computacional e verificação) ou na etapa 4 (calibração). Assim, nessa etapa, usualmente, volta-se até as etapas anteriores para que erros cometidos sejam corrigidos.

Passo 6 – Design de Experimentos:

Uma vez que erros das etapas anteriores forem corrigidos no passo 5, é possível gerar experimentos para entendimento de como o fenômeno de interesse varia em função da variação de parâmetros modelados. Na metodologia ABM, os experimentos são compostos por cenários contrafactuais, os quais permitem a avaliação de dinâmicas complexas em um ambiente computacional controlado (Macy & Willer, 2002). Dentro desse paradigma, as diferenças sistêmicas geradas entre os cenários emergem, direta ou indiretamente, única e exclusivamente devido às diferenças propostas entre eles. Essa análise contrafactual, dentro de um paradigma de CAS, é, de fato, uma das principais vantagens dos modelos ABM, o que justifica seu crescente uso tanto no meio acadêmico quanto em políticas públicas (Axtell & Farmer, 2025).

Passos complementares:

Passo 7 – Validação Empírica

É possível também, quando houverem disponíveis dados, a validação empírica do modelo. Nesse caso, validação empírica se refere ao fato do modelo estar ou não reproduzindo fatos estilizados fundamentais do sistema estudado (Dosi et al., 2010). Assim, é possível ter confiança de que o modelo de fato diz algo a respeito da realidade observável. No contexto da metodologia ABM, o termo 'fatos estilizados' pode ser entendido da mesma forma que é utilizado na literatura econômica tradicional, como regularidades estatísticas empíricas que são robustas e recorrentes em diferentes contextos (Dosi et al., 2010). Sendo assim, caso o modelo criado seja capaz de representar tais fatos estilizados, entende-se que ele não está completamente desconectado da realidade e pode fornecer insights úteis sobre o sistema alvo de estudo.

Passo 8 – Calibração

Caso o objetivo da pesquisa seja criar um modelo para explicar um fenômeno de um contexto específico a calibração de parâmetros para com dados reais pode ser interessante para a garantia de que o modelo parte de uma configuração inicial parecida com a configuração do sistema real de interesse. Porém, em trabalhos teóricos, tal etapa não é aconselhada, pois a ideia em tais trabalhos é o entendimento geral do comportamento do modelo e não uma trajetória em específico. Por exemplo, Dosi et al. (2010) mostram que variações logicamente justificadas nos valores dos micro-parâmetros do modelo podem alterar comportamentos sistêmicos. O mesmo tipo de procedimento, sem calibração, pode ser estendido para Napoli et al. (2025), devido ao caráter teórico e geral do trabalho. Em ambos os trabalhos, a importância está no entendimento teórico das possíveis trajetórias do sistema, e não em uma específica.

No entanto, em trabalhos que visam representar um contexto específico (do qual o modelo deve sair), como os modelos criados no âmbito do projeto EURACE para a representação da União Europeia (Deissenberg et al., 2008; Nieddu et al., 2024), a calibração é realizada com microdados disponíveis para o contexto específico e para a pergunta de pesquisa em questão.

Uma observação importante é que, caso o modelo tenha elementos estocásticos – como sorteios probabilísticos em sua modelagem, conforme exemplificado por Napoli et al. (2025) –, ele deve ser resolvido com experimentos de Monte Carlo para levar em conta as possíveis diferentes trajetórias causadas por tal mencionada estocasticidade (Dosi et al., 2010).

Assim, ao seguir os passos apresentados, torna-se possível aplicar de forma prática a metodologia ABM para compreender o fenômeno de interesse, considerando o sistema como um CAS (Arthur, 2021). Essa abordagem permite entender como mudanças no nível micro geram fenômenos emergentes, ciclos de retroalimentação e adaptações típicas de CAS (Arthur, 2021).

Considerações finais sobre a utilização de modelagem baseada em agentes

O método ABM constitui hoje uma ferramenta metodológica cada vez mais reconhecida por sua capacidade de representar dinâmicas complexas e não lineares em sistemas sociais, econômicos e organizacionais. Ao permitir a formalização de interações microfundamentadas entre agentes heterogêneos, com capacidades cognitivas e informacionais limitadas, o ABM oferece um ambiente fértil para a análise de fenômenos emergentes, adaptação e retroalimentação — características centrais de CAS (Arthur, 2021).

Conforme discutido, o desenvolvimento de modelos baseados em agentes exige um processo rigoroso que começa antes da programação ou formalização matemática. A etapa de modelagem conceitual — frequentemente negligenciada em manuais técnicos — é fundamental para assegurar a coerência teórica e a relevância empírica do modelo. Essa fase implica uma reflexão cuidadosa sobre os elementos a serem representados, suas interações, as perguntas de pesquisa que o modelo busca responder e os limites de sua generalização (Whetten, 1989).

A posterior tradução computacional do modelo exige não apenas proficiência técnica, mas clareza na lógica causal estabelecida previamente. A verificação e a exploração do comportamento do modelo são essenciais para garantir sua consistência interna, enquanto a parametrização — seja empírica ou teórica — define o ponto de partida para a geração de cenários. A validação empírica e a calibração, por sua vez, ampliam o potencial explicativo e aplicado da modelagem, aproximando-a da realidade observável, quando esse é o objetivo do estudo.

Contudo, a utilização de ABM não deve ser encarada como panaceia metodológica. Sua adoção exige clareza sobre seus pressupostos, sobre o fenômeno a ser investigado e sobre a adequação da abordagem ao problema de pesquisa. A modelagem baseada em agentes é especialmente útil quando o objetivo é compreender dinâmicas emergentes resultantes da interação entre múltiplos agentes, em contextos nos quais abordagens mais tradicionais — baseadas em equações agregadas ou em pressupostos de equilíbrio — se mostram limitadas (Axtell & Farmer, 2025; Dosi, 2023).

Dessa forma, espera-se que este editorial contribua para a ampliação do repertório metodológico dos pesquisadores interessados em investigar sistemas organizacionais e sociais sob a ótica da complexidade. Ao apresentar diretrizes para a aplicação da modelagem baseada em agentes, busca-se não apenas fomentar o uso qualificado dessa abordagem, mas também destacar seu potencial em representar interações dinâmicas, padrões emergentes e processos

adaptativos em contextos organizacionais. Em um ambiente cada vez mais marcado pela incerteza, interdependência e não linearidade, a capacidade de simular, explorar e compreender tais dinâmicas configura-se como um diferencial estratégico para a produção de conhecimento científico robusto, relevante e inovador.

Apresentação dos artigos dessa edição

Ao longo de suas edições, a RASI tem consolidado seu papel como um espaço fundamental para o debate crítico nas áreas de administração, sociedade e inovação. Neste último número de 2025, reafirmamos esse compromisso ao reunir uma coletânea de artigos que exploram questões emergentes e complexas em diferentes contextos organizacionais e sociais, proporcionando aos leitores uma visão aprofundada dos desafios atuais e das oportunidades que deles decorrem.

No campo da inovação tecnológica, um dos trabalhos investiga a aplicação da tecnologia blockchain no setor elétrico brasileiro, destacando as barreiras regulatórias e operacionais que limitam a adoção dessa ferramenta em um ambiente altamente complexo e regulado. Por meio de entrevistas com especialistas e executivos, o estudo revela como as empresas enfrentam os desafios impostos pela inovação não permissionada, trazendo à luz os impactos das regulações sobre o avanço tecnológico e o surgimento de novos modelos de negócio.

Na esfera financeira, a análise bibliométrica do viés de confirmação em investidores contribui para mapear e revisar criticamente a literatura que aborda os vieses cognitivos no processo decisório financeiro. Utilizando técnicas avançadas de mapeamento da ciência e análise de redes, o artigo evidencia a dispersão dos estudos na área e sinaliza o crescimento da pesquisa em finanças comportamentais, com foco nas interações entre informação e mercado.

Já no âmbito do empreendedorismo, uma pesquisa quantitativa com micro e pequenos empresários de Montes Claros (MG) examina as competências empreendedoras mais frequentes, evidenciando um perfil marcado pela busca por realização, comprometimento e qualidade. O estudo identifica lacunas importantes no desenvolvimento de competências relacionadas ao poder e planejamento, oferecendo subsídios valiosos para a formulação de políticas de formação e apoio aos empreendedores locais.

A governança pública é abordada por meio da atuação do Observatório Social no monitoramento das compras públicas durante a pandemia da Covid-19 em um dos trabalhos desta edição. A pesquisa qualitativa revela o papel decisivo dessa rede de controle social na prevenção de irregularidades e na promoção da transparência e accountability, demonstrando como sua atuação influenciou positivamente as decisões dos gestores públicos mesmo diante das limitações impostas pelo contexto emergencial.

No setor da saúde, o uso do mapa de empatia para analisar o papel do farmacêutico na admissão hospitalar de um hospital de referência no Rio de Janeiro proporciona uma compreensão aprofundada das percepções e desafios enfrentados por esses profissionais. O estudo transversal, com abordagem quali-quantitativa, destaca a importância da empatia no ambiente hospitalar para o aprimoramento dos processos e da qualidade do atendimento.

Por fim, um dos artigos explora os fatores que levam mulheres trabalhadoras a optarem pela não maternidade, abordando as intersecções entre estabilidade profissional, finanças,

rotina de trabalho e histórico familiar. Esta pesquisa contribui para ampliar a compreensão das trajetórias femininas e dos dilemas sociais contemporâneos, enriquecendo a literatura sobre gênero e oferecendo subsídios para políticas organizacionais que promovam a conciliação entre vida pessoal e profissional.

A pluralidade dos temas e abordagens metodológicas presentes nesse número reforça a relevância da pesquisa multidisciplinar para a compreensão dos complexos fenômenos que impactam as organizações e a sociedade contemporânea. É com esse espírito que convidamos nossos leitores a engajarem-se nas discussões aqui apresentadas, certos de que estes estudos oferecem fundamentos sólidos para a geração de novos conhecimentos e para a inovação nas práticas acadêmicas e profissionais.

Volta Redonda, 01 de setembro de 2025.

Referências

- Anderson, P. W., Arrow, K. J., & Pines, D. (Eds.). (1988). *The economy as an evolving complex system*. Addison-Wesley.
- Arthur, W. B. (2021). Foundations of complexity economics. *Nature Reviews Physics*, 3, 136–145. <https://doi.org/10.1038/s42254-020-00273-3>
- Axtell, Robert L. and J. Doyne Farmer. 2025. "Agent-Based Modeling in Economics and Finance: Past, Present, and Future." *Journal of Economic Literature*, 63 (1): 197–287.
- Bak, P. (1996). *How nature works: The science of self-organized criticality* (1st ed.). Copernicus.
- Borsos, A., Carro, A., Glielmo, A., Hinterschweiger, M., Kaszowska-Mojza, J. & Uluc, A. (2025), 'Agent-based modeling at central banks: recent developments and new challenges', INET Oxford Working Paper 2025-05.
- Caiani, A., Russo, A., Palestrini, A., & Gallegati, M. (Eds.). (2016). *Economics with heterogeneous interacting agents: A practical guide to agent-based modeling*. Springer International Publishing.
- Deissenberg, C., van der Hoog, S., & Dawid, H. (2008). EURACE: A massively parallel agent-based model of the European economy. *Applied Mathematics and Computation*, 204(2), 541-552. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2008.05.116>
- Dawid, Herbert and Mauro Gallegati. 2018. "Agent-based Macroeconomics," In *Handbook of Computational Economics, Volume 4: Heterogeneous Agent Modeling*, ed. C. Hommes and B. LeBaron. Amsterdam, Netherlands: Elsevier, North-Holland.
- Delli Gatti, D., Fagiolo, G., Gallegati, M., Richiardi, M., & Russo, A. (2018). *Agent-based models in economics: A toolkit*. Cambridge University Press.



Dosi, G., Fagiolo, G., & Roventini, A. (2010). *Schumpeter meeting Keynes: A policy-friendly model of endogenous growth and business cycles*. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 34(9), 1748–1767. <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2010.06.018>
en.wikipedia.org+15lem.sssup.it+15ideas.repec.org+15

Dosi, G. (2023). *The foundations of complex evolving economies: Part one: Innovation, organization, and industrial dynamics*.

Dubin, R. (1978). *Theory building* (Rev. ed.). Free Press.

Haldane, A. G., & Turrell, A. E. (2019). Drawing on different disciplines: Macroeconomic agent-based models. *Journal of Evolutionary Economics*, 28(2), 219–251.
<https://doi.org/10.1007/s00191-018-0557-5>

Hamill, L., & Gilbert, N. (2016). *Agent-based modelling in economics*. John Wiley & Sons.

Onggo, B. S., & Foramitti, J. (2021). Agent-based modeling and simulation for business and management: A review and tutorial. *Proceedings of the Winter Simulation Conference* (Volume 2021-December, pp. XX–XX). Institute of Electrical and Electronics Engineers.
<https://doi.org/10.1109/WSC52266.2021.9715352>

Macy, M. W., & Willer, R. (2002). From factors to actors: Computational sociology and agent-based modeling. *Annual Review of Sociology*, 28, 143-166.
<https://doi.org/10.1146/annurev.soc.28.110601.141117>

Miller, K. D., Pentland, B. T., & Choi, S. (2012). Dynamics of performing and remembering organizational routines. *Journal of Management Studies*, 49(8), 1536–1558.
<https://doi.org/10.1111/j.1467-6486.2012.01062.x>

Namatame, A., & Chen, S.-H. (2016). *Agent-based modeling and network dynamics*. Oxford University Press.

Napoli, P.H, Fischer, B. B., & Marcondes de Moraes, G. H. S. (2025). Entrepreneurial agency reloaded: Intentions, capabilities and the dynamics of entrepreneurial ecosystems. *Journal of Business Venturing Insights*, 23, e00540.
<https://doi.org/10.1016/j.jbvi.2025.e00540>

Nieddu, M., Raberto, M., Ponta, L., Teglio, A., & Cincotti, S. (2024). Evaluating policy mix strategies for the energy transition using an agent-based macroeconomic model. *Energy Policy*, 169, 114276. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2024.114276>

North, M. J., & Macal, C. M. (2007). *Managing business complexity: Discovering strategic solutions with agent-based modeling and simulation*. Oxford University Press.

Pyka, A., & Fagiolo, G. (2005). Agent-based modelling: A methodology for neo-Schumpeterian economics (Discussion Paper No. 272). University of Augsburg, Institute for Economics.

Rand, W., & Rust, R. T. (2011). *Agent-based modeling in marketing: Guidelines for rigor*. *International Journal of Research in Marketing*, 28(3), 181–193.
<https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2011.04.002>



Valente, M. (2008). *Laboratory for Simulation Development (LSD)* [Computer software]. University of Torino. <http://www.labsimdev.org>

Whetten, D. A. (1989). What constitutes a theoretical contribution? *Academy of Management Review*, 14(4), 490–495. <https://doi.org/10.5465/amr.1989.4308371>

Wilensky, U., & Rand, W. (2015). *An introduction to agent-based modeling: Modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo*. MIT Press. Zhao, K., Zuo, Z., & Blackhurst, J. V. (n.d.). Modelling supply chain adaptation for disruptions: An empirically grounded complex adaptive systems approach. *Journal of Operations Management*. <https://doi.org/10.1002/joom.1009>