

AVALIAÇÃO DO USO DE SISTEMAS MULTI-AGENTE NA PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO

Autoria: Diego Gonzales Chevarria

RESUMO

O presente artigo avalia a adoção do conceito de sistemas multi-agente (*multi-agent systems – MAS*) na pesquisa em Administração. Sistemas multi-agentes são ferramentas de modelagem computacional desenvolvidos com base em um grupo de agentes semi-autônomos, os quais interagem entre si de forma a representar um determinado processo. Sistemas multi-agente têm sido adotados em diferentes campos do conhecimento, desde genética, química, física, bem como nas ciências sociais, especialmente quando relacionados a fenômenos onde diferentes níveis de análise estão envolvidos. Apesar do desenvolvimento recente do tema, a pesquisa em Administração com sistemas multi-agente é praticamente inexistente. Como forma de exercício e demonstração do potencial do método, desenvolveu-se um sistema multi-agente que trata da emergência de uma estratégia de atuação em uma organização, tendo como base a pesquisa de Hut et al. (1988). Este trabalho propõe que a emergência de uma nova estratégia depende da interação entre os agentes, interação essa que emergiu mesmo antes da organização a ter formalmente reconhecido. Também propõe que a emergência da estratégia foi facilitada pela ação de *product-champions*, atores organizacionais os quais adotam antecipadamente esta nova prática, e assumiram a responsabilidade de divulgá-la na organização. O sistema desenvolvido teve sucesso ao representar o processo de desenvolvimento da rede de relacionamentos observada empiricamente em Hut et al. (1988). Mas, contrariamente ao proposto naquele trabalho, observou-se que o papel dos *product-champions* não resultou em efeitos positivos na emergência da nova estratégia, o que permite a diversas considerações sobre o estudo anterior.

Palavras Chave: Sistemas multi-agente; Multinível; Emergência; Pesquisa

1. INTRODUÇÃO

A interação os níveis micro e macro de análise é ainda objeto amplo de estudo nas ciências sociais. Não existem ainda modelos que expliquem satisfatoriamente a forma como ações ao nível do agente, micro, acabam por conformar o ambiente, o macro, resultando eventualmente na emergência e consolidação dos padrões de comportamento coletivo. Da mesma forma, necessita ser mais bem compreendida a forma como as realidades observadas no nível macro acabam por moldar ou influenciar o comportamento individual ao nível micro.

É um grande desafio compreender sistemas sociais complexos. Modelos conceituais normalmente ignoram os micro-comportamentos e interações entre indivíduos, da mesma forma que usualmente não consideram dimensões tais como o ambiente e estruturas em que este sistema social está inserido, e sistemas de controle que atuam sobre este sistema. Como forma de descrever e explicar este processo de interação multi-nível, tem sido proposto recentemente a adoção nas ciências sociais do método de modelagem computacional denominado de sistema multi-agente (*multi-agent system – MAS*).

O MAS baseia-se no conceito da modelagem do comportamento e interação de múltiplos agentes em um determinado ambiente, cada agente adotando uma forma de

comportamento independente dos demais, conforme regras e objetivos pré-estabelecidos. Em conjunto, estes múltiplos agentes acabam por conformar o comportamento do grupo como um todo, bem como a dinâmica do próprio ambiente em que se inserem. Podem ser observados assim a emergência de diferentes padrões de comportamentos, notadamente padrões compreendidos como complexos e não-lineares.

O uso de MAS na modelagem computacional em sociologia atingiu certo grau de maturidade, possibilitando novas perspectivas na discussão da interação entre os níveis micro e macro (SAWYER, 2003). O termo *sociedades artificiais* têm sido usado para se referir a simulações sociais adotando o conceito de MAS.

A administração, como ciência social aplicada, prescinde também de estudos que melhor estruturem a relação entre os diferentes níveis de análise. A compreensão da interação entre os diferentes níveis de análise é central na compreensão do fenômeno organizacional. Na mesma medida em que têm sido observados diversos usos de simulações adotando MAS nos campos da sociologia e economia - bem como em áreas tais como física, química, genética e epidemiologia - são raros os trabalhos em administração que adotam este conceito de modelagem. Este trabalho tem como objetivo assim a apresentar e explorar o uso de MAS como ferramenta de estudo de questões características das organizações.

O presente artigo estrutura-se em cinco diferentes seções. Após esta breve introdução, exploramos a questão dos múltiplos níveis de análise na Administração. Na seção seguinte desenvolvemos uma rápida apresentação sobre os sistemas multi-agente. Na terceira seção, discutimos a metodologia adotada na construção do presente artigo, e em seguida apresentamos o modelo de sistema multi-agente desenvolvido, bem como o resultado das simulações desenvolvidas. Por fim, na quinta e última seção tecemos nossas considerações finais sobre os resultados observados, suas implicações, e a usabilidade deste modelo de pesquisa na Administração.

2 A QUESTÃO DOS MÚLTIPLOS NÍVEIS DE ANÁLISE NA ADMINISTRAÇÃO

Questões relevantes que envolvem a interação entre níveis macro e micro estão presentes em diferentes disciplinas das ciências sociais. A pesquisa multinível preocupa-se com o fenômeno da emergência (HITT et al., 2007), processos que resultam de fenômenos em níveis inferiores que interagem entre si, criando um fenômeno em nível macro e que é observado de forma distinta de suas origens de nível inferior.

O resultado final deste processo leva a diferentes formas de emergência, desde a composição - criados pela homogeneidade de fenômenos de nível inferior - à compilação - criados através heterogeneidade dos fenômenos. Este conceito de emergência não implica que fenômenos de nível superior sejam mais ou menos complexos do que fenômenos de nível inferior, mas sim que estão mutuamente relacionados.

A administração, como ciência social aplicada, prescinde também de formas de estudo que melhor estruturem a relação entre níveis de análise. A compreensão da interação entre os diferentes níveis é central na compreensão do fenômeno organizacional. Hitt et al. (2007) afirmam que a maior parte dos fatos organizacionais envolvem a interação entre diferentes níveis; em oposição, a pesquisa usualmente trata apenas um nível de análise. Um foco de estudo micro ou macro isolado tende a produzir um entendimento incompleto da realidade.

Embora de forma esparsa, podem ser observadas diversas experiências da adoção na pesquisa em administração de um enfoque multinível em diferentes áreas e abordagens, notadamente no estudo da estratégia. O trabalho de Mintzberg e Walter (1985) neste caminho é notório, na proposição da ideia de estratégias emergentes.

Hutt et al. (1988), por exemplo, analisa o processo de emergência de estratégias de marketing. Ployhart e Moliterno (2001) sugerem uma abordagem multinível na conceituação do capital humano como recurso, e Watson e Hewett (2006) estudam a transferência de conhecimento.

Também se deve citar a perspectiva da estratégia-como-prática, como em Johnson et al. (2003), a qual estuda, como tópico central, como a prática ao nível do indivíduo resulta na emergência dos fenômenos organizacionais. As relações inter-firmas, e a interação entre firma e rede, é uma questão multinível que tem sido bastante estudada, como em Herranz Jr (2010), Brass et al. (2004) e Provan e Millward (2001).

Já Nielsen (2004) identifica o papel multi-dimensional, em termos de indivíduo e organização, da confiança. Gonzales (2010) trata da mudança nas organizações como processo sistêmico, não linear e que envolve vários níveis – indivíduos, organização e ambiente. Kozlowski e Klein (2000) apresentam um modelo conceitual do fenômeno da emergência nas organizações em si. E Starik e Rands (1995) analisam as implicações para a sustentabilidade das relações entre a organização e entidades a nível individual, político-econômico, sócio-cultural, ambiental e ecológico.

3. SOCIEDADES ARTIFICIAIS E SISTEMAS MULTI-AGENTES

Sistema multi-agente é um processo de modelagem e simulação computacional estruturado a partir de um conjunto de agentes computacionais heterogêneos, que atuam de forma autônoma e podem interagir entre si (EPSTEIN, AXTELL, 1996; SAWYER, 2003; HEGSELMANN, FLACHE, 1998; MACY, WILLER, 2002; ZIMBRES, BRITO, 2006; DAWID, 2006). Sistemas multi-agente têm sido adotados para descrever e explicar processos sociais caracterizados pela interação entre vários agentes, especialmente quando estruturados em diferentes níveis de agregação.

O desenvolvimento de sistemas multi-agente é uma abordagem para pesquisa de sistemas complexos que tem recebido atenção na academia, entre estas nas ciências sociais. Denominados neste caso de *sociedades artificiais*, o MAS tem sido adotado em diferentes campos de estudo, tais como economia, epidemiologia, ecologia e transporte (MACY, WILLER, 2002). Apesar da falta de padrões amplamente aceitos de avaliação do rigor da modelagem (RAND, RUST, 2011), o crescimento de publicações que tratam de sociedades artificiais mostra que a abordagem vem se tornando aceita no meio acadêmico internacional (DUAN, QIU, 2012).

O MAS baseia-se no conceito da modelagem do comportamento e interação de múltiplos agentes em um determinado ambiente, cada agente adotando uma forma de comportamento independente dos demais, conforme regras e objetivos pré-estabelecidos. Em conjunto, estes múltiplos agentes acabam por conformar o comportamento do grupo, bem como a dinâmica do próprio ambiente em que se inserem.

O MAS envolve também a representação deste modelo conceitual de compreensão ou abstração da realidade por meio de ferramentas computacionais. Tanto agentes quanto ambiente são representados por meio destas ferramentas computacionais. (GILBERT, TERNA, 2006).

A simulação computacional é bastante difundida nas ciências naturais, mas é uma abordagem relativamente insipiente nas ciências sociais. Modelos são simplificações racionais da realidade que, embora simplificações, permitem que estudem aspectos específicos da complexidade inerente à realidade em si. O mérito desta abordagem está principalmente em que sociedades artificiais têm a capacidade de representar macro-padrões de comportamento complexos, a partir do comportamento dos agentes ao nível micro.

Como método de pesquisa, a validade da simulação computacional pode ser compreendida como estando muito mais no desenvolvimento teórico e compreensão do problema do que na capacidade de predição do modelo. Através de simulações por meio de sistemas multi-agente seria possível formalizar o estudo de teorias e proposições sobre processos sociais complexos (GILBERT, TERNA, 2006). Os macro-padrões observáveis nas sociedades artificiais podem ser assim utilizados como ferramenta de análise de comportamentos sociedades reais, notadamente na análise de realidades que são de difícil compreensão por meio de modelos conceituais tradicionais (EPSTEIN, AXTELL, 1996).

O desenvolvimento de uma sociedade artificial é operacionalizado pela (i) definição do modelo e regras de comportamento dos agentes), de seus (ii) objetivos, das (iii) especificações do ambiente, e da elaboração dos (iv) modelos de interação agente-agente, agente-ambiente e ambiente-ambiente (EPSTEIN, AXTELL, 1996; SAWYER, 2003).

O que torna o MAS útil não é a capacidade específica dos agentes, mas a simulação das interações entre estes agentes. Na realidade, muitos MAS são relativamente simples em termos de regras de ação e interação de agentes; mesmo estas regras simples tem a capacidade de produzir diversos comportamentos emergentes (CHAN et al., 2010).

Sociedades artificiais permitem assim que se desenvolvam experimentos virtuais, a partir de simulações que representem questões de pesquisa específicas. Notadamente, com base no processo de modelagem, podem ser investigadas as condições sobre as quais são atingidas determinadas observações empíricas (JANSSEN, OSTROM, 2006). Na medida em que a simulação computacional tenha a capacidade de replicar padrões, fatos estilizados conhecidos ou mesmo dados empíricos do objeto de estudo, a similaridade entre o comportamento do modelo e o observado no mundo real pode ser considerada como evidência da validade deste modelo (GILBERT, TERNA, 2006; BERGER, SCHREINEMACHERS, 2006).

Dados empíricos podem ser obtidas de diversas fontes de observações de campo, entre estas etnografia, (HUIGEN et al., 2006), *surveys* (ROBINSON et al, 2007) e dados estatísticos descritivos (HAPPE et al. 2006). MAS também podem ser utilizados em uma abordagem de estudo de caso, com base no grupo de informações disponíveis sobre um sistema em específico.

Esta abordagem tem sido adotada em finanças, (LeBARON, 2001), economia (AXTELL, 1999) e ciências sociais (CEDERMAN, 2002, SAYWER, 2003). Possibilita assim analisar formalmente sistemas complexos, por meio da compreensão das interações entre os diferentes componentes constituintes do sistema, da avaliação do ajuste de diferentes cenários e estruturas conceituais, bem como a relevância de mecanismos de retroalimentação (GARCIA, JAGER, 2010).

Sociedades artificiais baseadas em sistemas multi-agente têm sido utilizadas, assim, na busca de entendimento de comportamentos sociais complexos e não lineares, tais como comportamento do consumidor (TWOMEY, CADMAN, 2002) e marketing (RAND, RUST, 2011), aprendizagem social e emergência de normas (SEN, AIRIAU, 2007), gestão de infraestrutura e mobilidade urbana (CAMARINHA-MATOS, AFSARMANESH, 2006; BALAJI, SRINIVASAN, 2010), avaliação de políticas públicas (ZHANG, NUTTALL, 2011), difusão de inovações (ZHANG et al., 2011; DEFFUANT et al., 2006), cooperação e competição (AXELROD, 1997; CAMARINHA-MATOS, AFSARMANESH, 2007), dentre outros.

3.1 Desenhando Agentes

Sistemas multi-agente resultam da interação de dois ou mais agentes computacionais, em um ambiente de interação conceitualmente definido. O termo agente aqui não carrega o

mesmo significado usualmente adotado nas ciências sociais. A ideia associada ao conceito é de que este agente é um ente autônomo, com certo grau de controle sobre o seu comportamento e pode agir sem a intervenção externa ou de outros sistemas (SAWYER, 2003).

Agentes podem representar indivíduos, comunidades, firmas, nações, dentre outras representações possíveis, conforme a aplicação que está lhe sendo dada. Podem ser modelados de forma bastante simples, representando agentes passivos e sem objetivos específicos. Mas também é possível desenvolver agentes ativos, com objetivos simples; ou mesmo agentes complexos, que buscam emular um comportamento cognitivo racional.

Agentes são desenhados com base em três componentes conceituais: (i) regras, (ii) formas de interpretação da regra, e (iii) memória. As regras são constituídas de duas partes: a (i) condição, que especifica quando a regra é executada, e a (ii) ação, que determina qual a consequência do acionamento da condição (GILBERT, TERNA, 2006).

O ideal é assumir a concepção de que o comportamento do agente é simples, mas adaptativo, de forma a explorar a complexidade do comportamento agregado do sistema. Uma noção central no desenvolvimento de sistemas multi-agente é que mesmo regras de comportamento simples ao nível dos agentes podem resultar em macro-comportamentos complexos (GILBERT, TERNA, 2006; ZIMBRES, BRITO, 2006). A cognição humana é um processo de tal forma complexo que é impossível atingir um modelo que tenha o viés de ser completo. Mas o desenvolvimento de modelos simplificados de comportamento é viável, e estes modelos são comparáveis entre si, e com a realidade empírica.

Agentes podem ser modelados de forma a ser possível a eles recusar-se a executar ações solicitadas por outros agentes, ou responderem a esta propondo negociar os parâmetros de ação (SAWYER, 2003). São assim interdependentes e adaptativos, e sua interação pode envolver resultar em comportamentos tais como persuasão, sanção, imitação e aprendizado (HOLLAND, MILLER, 1991). Também ser modelados de forma a expressar comportamentos tais como egoísmo, não-cooperação e mesmo engodo (DUAN, QIU, 2012).

Também o conceito de heterogeneidade entre agentes é um aspecto importante na construção de sociedades artificiais. Heterogeneidade pode resultar de diferenças principalmente em objetivos individuais e nas suas preferências, mas também pode incluir diferenças em nível de conhecimento, riqueza, conexões sociais, bem como nos processos cognitivos emulados. É dessa heterogeneidade que surge a possibilidade de se desenvolverem diferentes comportamentos que serão testados frente ao ambiente, na busca coletiva de um comportamento tido como ótimo, ou superior.

3.2 Aprendizagem

A aprendizagem é uma dinâmica importante no processo de desenvolvimento de sociedades artificiais. Os agentes podem ter a capacidade de aprender sobre o seu (i) ambiente, a partir das (ii) consequências de suas ações, e a partir das suas (iii) interações com outros agentes. Agentes podem assim ser direcionados a aprenderem por meio de tentativas de erro e acerto, ou pela interação, ou mesmo imitação, com outros agentes. Podem igualmente ser emulados processos de aprendizagem coletiva entre agentes, representando o processo de aprendizagem social (PRICE, BOUTILIER, 1999).

A aprendizagem pode permitir superar restrições impostas pelo ambiente, resultando em um comportamento contingencial desenvolvido a partir da trajetória de interação entre agente com o ambiente. As regras internas que governam os agentes podem ser mantidas estáveis, ou mesmo podem ser alteradas por conta da aprendizagem do agente (GILBERT, TERNA, 2006). Agentes podem inclusive ser direcionados a aprender como violar as próprias normas de ação.

Este conhecimento é expresso por meio da informação compartilhada entre agentes, e também em termos de comportamento compartilhado ou imitado. O conhecimento produzido é um produto da sociedade, mas se move dinamicamente entre os diversos indivíduos. E apesar do conhecimento ser gerado pelos indivíduos e durante a sua vida, eles podem ser passados entre gerações; neste ponto, é um conhecimento similar ao que se entende como cultura.

3.3 O Ambiente

A noção de que a ação do agente está limitada a uma estrutura conceitual definida como um ambiente é central no desenvolvimento de sistemas multi-agente, bem como a compreensão de que o agente é capaz de adotar uma ação autônoma frente a este ambiente (SAWYER, 2003). A interação entre agentes se dá sempre restrita a este ambiente.

Ambientes podem ser definidos para emularem diferentes propriedades, tais como acessibilidade, riqueza, determinismo, dinamismo e incerteza, estabilidade, finitude e população. Agentes observam e interagem com o seu ambiente, de forma a construir suas expectativas, aprenderem e atingirem seus objetivos. Dado o conceito de racionalidade limitada, agentes nunca possuem conhecimento completo sobre seu ambiente; agentes podem ser modelados com diferentes graus de limitação na sua racionalidade.

3.4 A Emergência de Padrões Complexos de Comportamento

Da interação entre os agentes, e entre agentes e o seu ambiente, podem ser observados a emergência de diferentes padrões de comportamentos. O comportamento emergente é definido como uma regularidade coerente que é observável ao nível macro. Esta regularidade ao nível macro resulta da interação de diferentes tipos de comportamentos performados ao nível micro, comportamentos estes usualmente independentes - e eventualmente tidos como irregulares e até incoerentes entre si (SAWYER, 2003; MAA, NAKAMORI, 2005, 2009; CHAN et al., 2010).

Sistemas multi-agente, por definição, não possuem controles centralizados. O sistema assim se auto-organiza por meio das interações entre agentes, e entre agentes e o ambiente. Dada esta característica central das sociedades artificiais, o comportamento do sistema é dito como auto-organizativo. (DUAN, QIU, 2012; SAWYER, 2003; TESFATSION, 2006; MACY; WILLER, 2002; HEGSELMANN; FLACHE, 1998; GILBERT, TERNA, 2000, HOLLAND, MILLER 1991; DAWID, 2006).

Da mesma forma, por conta desta característica de auto-organização, o comportamento de um MAS usualmente é de difícil previsão. Podem ser observados a emergência de comportamentos e fenômenos não lineares, complexos, e mesmo inesperados, que vão contra as expectativas existentes no seu desenvolvimento.

3.5 Calibração e Validação

A modelagem com base em agentes oferece um resultado que indica as possibilidades de comportamento de um determinado modelo conceitual ou computacional, em termos de uma explicação possível para o comportamento do sistema (MAA, NAKAMORI, 2005, 2009). Um MAS é assim válido em termos da construção e avaliação de uma estrutura teórica. Entende-se que se a simulação tende a replicar a realidade como observada empiricamente, infere-se pela não rejeição da construção teórica proposta como explicação para aquela realidade representada.

Dada esta proposição, atenta-se que a aceitação de um modelo conceitual estruturado em um MAS como verdadeiro deve ser feita com relativa cautela. Embora a modelagem com base em agentes ofereça um resultado que em termos das possibilidades de explicação de um comportamento, este não possibilita a compreensão de que aquela é a única, ou mesmo a melhor, explicação para este comportamento.

Existem diferentes dimensões nas quais um modelo pode ser avaliado, tanto qualitativa quanto quantitativamente. Sistemas multi-agente necessitam ser calibrados e validados, de forma a buscar um maior grau de aderência ao seu propósito inicial. Calibração e validação são conceitos diferentes, embora ambos se relacionem a avaliação da qualidade do modelo desenvolvido. Calibração refere-se ao processo de ajuste interno do modelo. Já a validação refere-se à capacidade explicativa do modelo frente a dados empíricos, e comparada a outros modelos.

A validação de um modelo, ou seja, a sua capacidade de explicar os dados empíricos, sugere pela aceitação da sua estrutura conceitual de base. Também deve ser observado que modelos de maior complexidade, com maiores graus de liberdade, tendem a resultar em melhores ajustes. No intuito de manter a estrutura conceitual mais simples capaz de gerar uma resposta ao problema, alguns pesquisadores sugerem ainda a imposição de penalidade pelo grau de complexidade adotado no modelo (EPSTEIN, AXTELL, 1996; GILBERT, TERNA, 2000).

4. MÉTODO

Este artigo consiste em uma apresentação do conceito de sistemas multi-agentes e de modelagem de sociedades artificiais, quando aplicados a temas específicos da pesquisa em Administração. Trata-se portanto de um experimento desenvolvido a partir de um modelo computacional. No desenvolvimento do modelo, adotamos o tutorial de Macal e North (2010), e conforme considerações sobre o desenvolvimento de MAS nas ciências sociais, como sugerido em Gilbert e Terna (2000) e Bonabeau (2002).

A modelagem desenvolvida neste artigo adotou com base o ambiente NetLOGO. NetLOGO é uma plataforma de simulação de licença aberta e uso livre, desenvolvida e disponibilizada pelo *Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling* da Northeastern University. A adoção do ambiente NetLOGO justificou-se por ser um sistema consolidado, e que apresenta um bom nível de desenvolvimento e documentação.

Railsback et al. (2006), por exemplo, avaliam diferentes ambientes e plataformas de simulação, e defendem que o NetLOGO apresentada uma linguagem de programação simples, mas capaz de expressar diferentes conceitos de modelagem. Consideram assim o uso do ambiente NetLOGO altamente recomendável. Diversos modelos de sistemas multi-agente desenvolvidos em NetLOGO estão publicados e disponíveis para consulta.

Para a apresentação do modelo multi-agente desenvolvido neste artigo adotou-se o protocolo de descrição e documentação proposto por Grimm et al. (2006, 2010), denominado de *Overview, Design Concepts, and Details* (ODD). Este protocolo consiste de três blocos de informações, visão geral, conceitos de design e detalhes, que são subdivididas em sete elementos distintos: finalidade, variáveis de estado e escalas, visão geral do processo e programação, conceitos de design, inicialização, entradas e submodelos. A próxima seção apresenta o desenvolvimento do MAS conforme proposto no protocolo ODD.

4.1 Propósito do Experimento

O presente artigo apresenta um teste por meio de um experimento computacional das proposições e conclusões desenvolvidas no artigo de Hut et al. (1988) a partir de estudo de caso empírico. O modelo computacional aqui desenvolvido se propõe a replicar as dimensões, modelo conceitual e dinâmicas observadas empiricamente naquele trabalho, como forma de teste de validade dos achados apresentados como conclusão do mesmo.

A questão principal explorada no trabalho de Hut et al. (1988) foi o processo de emergência da estratégia na organização, questão teórica de estudo amplamente difundida. A literatura recente, onde se destacam os trabalhos de Mintzberg (1991), tem demonstrado crescente interesse na compreensão da estratégia como um fenômeno emergente.

Dois razões são relevantes para explicar a adoção do trabalho de Hut et al. (1988) como base para o desenvolvimento do presente artigo. Em primeiro lugar, para Hut et al. (1988), o processo de emergência de uma estratégia organizacional baseia-se na disseminação de uma nova ideia – de negócio ou de prática – na organização, por meio da interação individual. Uma vez que esta nova ideia ou prática passa a ser adotada pela maioria dos integrantes desta organização, entende-se que a estratégia *emergiria*, passando a se constituir na forma da organização atuar. A emergência de um padrão observável ao nível agregado macro, a partir da interação entre agentes individuais, é uma das questões centrais na abordagem de pesquisa por meio de MAS, e adotou-se este conceito como base inicial para a simulação.

Da mesma forma, no desenvolvimento do seu trabalho Hut et al. (1988) adotaram como base conceitual central a ideia de *comportamento estratégico autônomo*, como proposto em Burgelman (1983), e assumem que este comportamento estratégico autônomo é o responsável por possibilitar desenvolver novas práticas na organização. Este conceito de comportamento autônomo do agente também é central no desenvolvimento de um MAS, e foi adotado no desenvolvimento do sistema aqui apresentado.

Desenvolveu-se assim um sistema multi-agente simples, de forma a tratar destas dimensões específicas de análise desenvolvidas em Hut et al. (1988). Por sua vez, o modelo computacional apresentado neste artigo resultou de uma adaptação dos modelos apresentados em Kasmire et al. (2013).

4.2 Desenvolvimento dos Agentes

O trabalho de Hut et al. (1988) apresenta um grupo de proposições relevantes sobre o processo de emergência de novas estratégias que merece ser estudado. Notadamente uma proposição central foi explorada no processo de simulação. Hut et al. (1988) descrevem o papel relevante que um indivíduo, denominado por eles de *product-champion*, teve ao longo do processo, ao mobilizar uma rede informal de atores para desenvolver o potencial da ideia.

Este *product-champion* seria um indivíduo que adota e promove a nova ideia - e assume riscos significativos ao promover esta nova ideia. Não seria, necessariamente, um indivíduo que possui uma posição hierárquica elevada na organização; a posição hierárquica, como uma fonte de influência, foi observada como tendendo a ser importante apenas nas fases posteriores do processo de emergência da estratégia.

A principal proposição explorada nas simulações é sobre a efetiva relevância deste *product champion* no processo de emergência da nova estratégia. A presença ou não dos *champions* é a **variável independente** de teste adotada no experimento computacional.

O MAS foi assim desenvolvido com base em agentes poderiam de dois tipos, normais e *champions*. Os agentes definidos como *champions* apresentariam, quando presentes, uma

centralidade na rede de interações da organização, e possuiriam privilégios no processo de sedimentação de relações e interações com os demais agentes.

Como forma de possibilitar a manipulação do sistema, e possibilitar o teste da consistência das proposições e achados em condições iniciais diversas, um MAS pode adotar um grupo de **variáveis de manipulação**, as quais não compõem a variável independente em análise. O MAS pode adotar também um conjunto de **variáveis de estado internas**, as quais representam as dimensões e relações propostas do modelo conceitual testado. Estas variáveis de estado internas podem eventualmente se constituir como variáveis dependentes de variáveis de manipulação, bem como de variáveis independentes. Tanto variáveis de manipulação quanto variáveis de estado internas forma definidas no sistema como podendo assumir valores de 01 a 99.

Dado o conceito de *comportamento estratégico autônomo* adotado no trabalho de Hut et al. (1988), os agentes computacionais foram desenvolvidos de modo a expressarem um determinado grau de autonomia. Assim, uma das variáveis de estado internas definidas foi a do grau de *autonomia* do agente. A dimensão de *autonomia* define a probabilidade de o agente seguir ou não a orientação de outros agentes, ou mesmo do sistema – principalmente ao decidirem se adotam ou não a nova estratégia, bem como a se envolverem na sua disseminação. O grau de *autonomia* do agente foi mantido estável ao longo de cada simulação.

4.3 O Modelo Computacional

O sistema multi-agente desenvolvido busca emular uma típica organização. Agentes estão dispostos em grupos, semi-independentes entre si, os quais buscar representar uma estrutura empresarial característica. A *quantidade de grupos*, bem como a *quantidade de agentes* em cada grupo, são variáveis de manipulação adotadas no modelo.

No desenvolvimento de sua pesquisa, Hut et al. (1988) deram atenção especial aos padrões de interação e comunicação que se formaram no processo de emergência da estratégia. Iniciativas autônomas seriam mais propensas a envolver um processo de comunicação que se afasta dos canais regulares. O estabelecimento de uma complexa rede de comunicações relacionadas foi observado antes mesmo de a nova ideia ser reconhecida formalmente pela empresa. Através desses mecanismos de interação, iniciativas estratégicas autônomas bem-sucedidas acabariam por ser incorporadas à organização.

O sistema multi-agente descrito aqui foi desenvolvido com base nas dinâmicas de comunicação e interação entre os diversos atores como descritas no modelo de Hut et al. (1988). Dado esta dinâmica, o estabelecimento de conexões de interação e comunicação com os demais agentes constitui-se no único objetivo específico estabelecido para cada agente. Considerando o entendimento de Hut et al. (1988) de que a difusão das iniciativas estratégicas foi caracterizada por uma interação e comunicação dois a dois – diádica - no desenvolvimento do MAS expressou-se este tipo de relacionamento.

Dado que Hut et al. (1988) propõem haver níveis diferentes de densidade nestas interações, propõe-se que os agentes poderiam manter dois níveis de interação - interações de maior intensidade, definidas como *parcerias*, e de menor intensidade, denominadas *contatos*. Agentes poderiam manter *contatos* com diversos agentes ao mesmo tempo, sendo que apenas uma destas interações seria considerada como *parceria*. O número máximo de *interações simultâneas* é uma variável de manipulação no modelo desenvolvido.

Agentes têm sempre preferência de interagir com agentes de seu próprio grupo, mas podem interagir também com agentes dos demais grupos. Em contraste, e como forma de caracterizar a maior capacidade de interação social e difusão, *champions* possuem maior

número de interações, com agentes de seu grupo e de outros grupos, bem como buscam interações com outros *champions*.

Ao longo da sua interação com outros, agentes adotantes *promovem* a nova prática. Agentes podem ser *adotantes* ou *não-adotantes* da nova prática. Agentes não-adotantes podem vir a adotar esta nova prática, resultado da interação com agentes adotantes, que venham a promover a prática. O processo de difusão desta nova prática é resultado desta dinâmica de interação/promoção/adoção. Como pressuposto, adotou-se no desenvolvimento do MAS o conceito de que apenas interações de maior nível de envolvimento, *parcerias*, poderiam levar a adoção pelo agente não-adotante da nova estratégia.

Propõe-se que agentes possuiriam *intenção de adoção*, variável de estado interno que representaria a intenção de cada agente em adotar a nova estratégia. Agentes possuiriam também *intenção de promoção*, variável de estado interno que representaria a intenção de cada agente em promover a nova estratégia.

Hut et al. (1988) afirmam que o processo de promoção de uma nova estratégia representa um risco significativo para o ator que o adota. Uma das variáveis de estado interno adotadas no modelo foi o grau de *aversão ao risco* do agente. Em contraposição a esta concepção de risco, ainda seguindo Hut et al. (1988), adota-se uma variável de estado interno que representa o grau de *expectativa* do agente na nova ideia. Elevados graus de *expectativa* aumentam a *intenção de promoção* e *intenção de adoção*, resultando em um contrapeso a *aversão ao risco*. Assim,

$$I_{ad\ ag} = Ar \cdot E_{ag} \quad e$$

$$I_{pr\ ag} = f(I_{ad\ ag})$$

Onde $I_{ad\ ag}$ representa a *intenção de adoção*, Ar a *aversão ao risco*, e E_{ag} a *expectativa* do agente. Já $I_{pr\ ag}$ representa a *intenção de promoção* do agente.

As *expectativas* representam a principal *variável dinâmica do modelo*. Estas *expectativas* dos agentes são atualizadas a partir da interação com os demais agentes. Caso o agente interaja com agentes com *intenção de promoção* alta, e *expectativa* maior do que a sua, tendem a aumentar a sua própria *expectativa* e *intenção de adoção*. Temos, portanto:

$$E_{ag} = I_{pr\ par} \cdot E_{par}$$

Onde E_{ag} representa a *expectativa* do agente, $I_{pr\ par}$ representa a *intenção de promoção* do parceiro, e E_{par} representa a *expectativa* do parceiro. No sistema multi-agente desenvolvido, as *expectativas* do conjunto de agentes tende a crescer à medida que mais agentes adotam esta nova estratégia, da mesma forma que em que a *aversão ao risco* tende a cair.

No artigo de Hut et al. (1988) propõe que no processo de emergência de novas estratégias, o compromisso dos atores para com a nova prática/estratégica surge e se sedimenta nas fases iniciais, principalmente por meio dos esforços do *product champion*. Dada esta concepção de sedimentação do compromisso, propusemos a variável representativa *compromisso*, C , definida por:

$$C = f(T_n)$$

Sendo T_n é o número de semanas que o agente se manteve no seu atual estado. O *compromisso* cresce à medida que o agente se mantém por mais tempo com a sua característica de adotante ou não da nova estratégia. Esta variável foi modelada, portanto, de

forma a representar uma tendência a estabilidade do sistema, em resposta a interação com os demais agentes e desenvolvimento do processo de simulação.

Dadas todas estas dimensões presentes, a *probabilidade de adoção* da nova estratégia pelo agente resulta do seu grau de *intenção de adoção*, resultado da interação entre as variáveis *expectativas* e *aversão ao risco*, e do *compromisso*. A *probabilidade de adoção* da nova estratégia está positivamente relacionada ao grau de *intenção de adoção do agente* e da sua *expectativa*; o *compromisso*, seja com a nova estratégia, seja com a anterior, está negativamente relacionado com a adoção. Formalmente, temos:

$$P_{ad} = I_{ad\ ag} \cdot (-C)$$

Onde P_{ad} representa a efetiva *probabilidade de adoção* da nova estratégia pelo agente. Em si, os agentes são autônomos para adotarem ou não a nova estratégia, e a efetiva adoção do agente a nova estratégia é dada de forma aleatória pelo sistema, conforme o grau de *autonomia* do agente, e a *probabilidade de adoção* observada para o agente, a cada rodada. A adoção irá resultar, por fim, apenas da interação do tipo *parceria* com um agente adotante, e que possua uma *intenção de promoção* elevada. Temos assim:

$$Ad_{ag} = f_{aleat} (P_{ad} \cdot Au)$$

Onde Au representa a *autonomia* de cada agente, e Ad_{ag} representa a efetiva adoção da nova estratégia por cada agente. Entende-se que foi observada a emergência da nova estratégia ou prática quando a grande maioria dos agentes passou a adotar a nova prática. Dado este conceito de evolução do sistema por meio de interação e comunicação, não foi designado um objetivo específico aos agentes, além do processo de interação com os demais. Assim, a *emergência ou não da nova estratégia não foi definida como uma função objetivo*, ou mesmo indicação de sucesso da interação do sistema. A tabela 1 abaixo resume as variáveis adotadas no modelo.

Tabela 1. Variáveis adotadas no modelo

Tipo de variável	Variável	Notação adotada
Variável independente	product champion	
Variável dependente	% adoção da nova estratégia	
Variáveis de manipulação	quantidade de grupos quantidades de agentes quantidade de interações simultâneas aversão ao risco média autonomia média	
Variáveis de estado interno	intenção de promoção intenção de adoção probabilidade de adoção adotante expectativas compromisso autonomia aversão ao risco	$I_{pr\ ag}$ $I_{ad\ ag}$ P_{ad} Ad_{ag} E_{ag} C Au Ar

5. IMPLEMENTAÇÃO E SIMULAÇÃO

O processo de simulação foi desenhado com rodadas de simulação representado intervalos de semana em semana. A cada rodada, agentes tentam estabelecer contatos e parcerias com outros agentes, de forma aleatória e considerando as restrições definidas para a simulação. Agentes atualizam suas variáveis de *expectativa* e *compromisso*, bem como a sua *intenção de adoção*, conforme as interações observadas na etapa anterior.

Inicialmente foram determinadas as variáveis de manipulação do sistema. Foram desenvolvidas manipulações com entre 1 e 3 *grupos*, com entre 3 a 5 *interações simultâneas* para cada agente, e com entre 8 a 22 *agentes* por grupo.

Foram designados também valores médios das variáveis de manipulação *aversão ao risco* e *autonomia*. Foram avaliadas simulações com graus iniciais de *autonomia* e *aversão ao risco* altos e baixos. O coeficiente específico de *aversão ao risco* e *autonomia* foi designado a cada agente individualmente de forma aleatória pelo sistema, a partir do valor médio definido para cada situação de simulação, e conforme os parâmetros descritos na seção anterior.

A heterogeneidade entre agentes resulta assim da dispersão designada pelo sistema em torno da média, resultado desta designação aleatória a cada agente dos valores iniciais individuais de *aversão ao risco* e *autonomia*. Foram definidas assim 16 diferentes condições de simulação, e a tabela 2 abaixo resume as condições adotadas. Para cada uma dessas condições, foi performada um grupo de 30 simulações com a presença dos *champions*, e outro grupo de 30 simulações sem, resultado em um conjunto de total de 960 simulações.

Tabela 2. Condições de Simulação

Variáveis de manipulação	condições adotadas			
	<30	>90	<60	<60
autonomia	<30	>90	<60	<60
aversão ao risco	>90	<30	>90	<60
quantidade de grupos	1	2	2	3
quantidade de agentes por grupo	22	22	14	8
quantidade máxima de interações simultâneas	3	4	5	5
simulações com a presença de <i>product champions</i>	30	30	30	30
simulações sem a presença de <i>product champions</i>	30	30	30	30

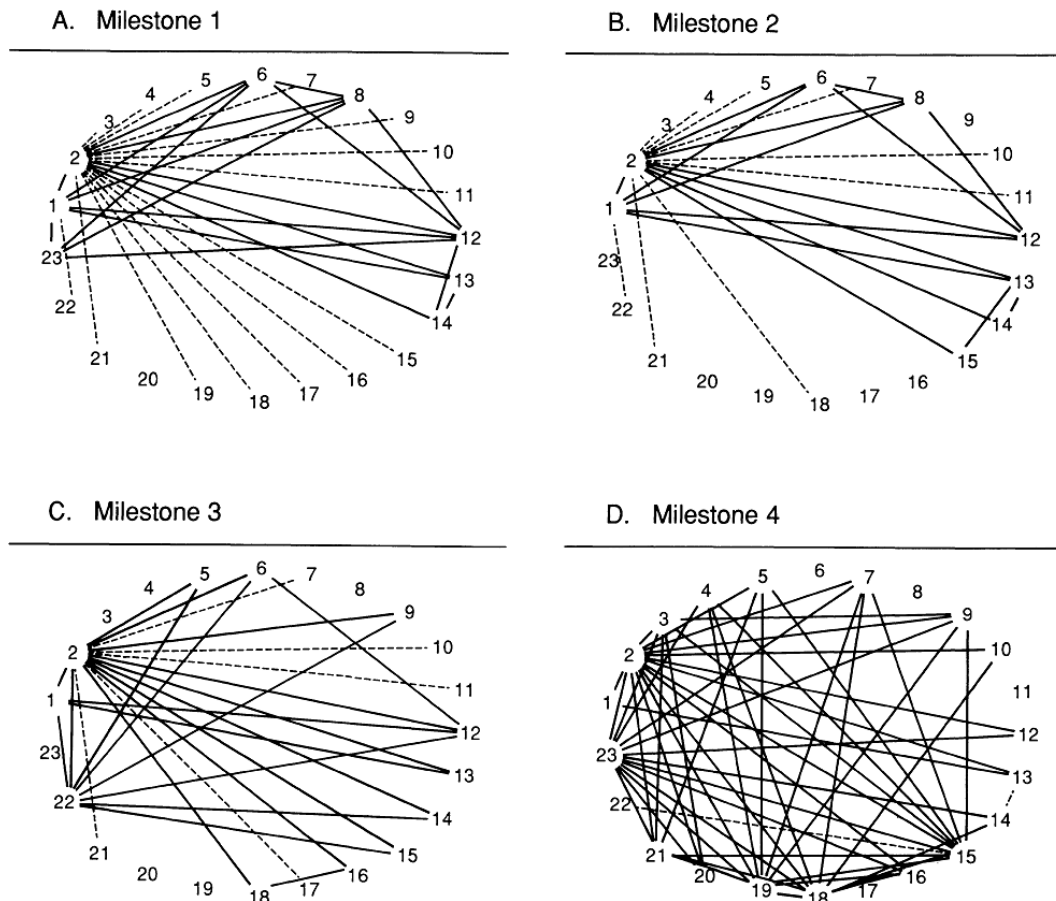
Apenas um agente é designado, também de forma aleatória, como adotante da nova prática/estratégia; todos os demais agentes são designados como não-adotantes. O processo de simulação foi interrompido quando o nível de adoção se estabiliza, ou atinge a todos na organização. A simulação também é interrompida quando o grau de *compromisso*, seja com a nova estratégia ou com a estratégia atual, atingir o grau de 100 – nível no qual não irão ocorrer novas adoções. No sistema multi-agente desenvolvido, não foi especificada a possibilidade de deserção da nova estratégia, dado esta possibilidade não ter sido tratada em Hut et al. (1988).

5.1 Resultados Observados

Inicialmente, observou-se o desenvolvimento dos canais de comunicação entre agentes no MAS, de forma a compará-los aos observados empiricamente. Hut et al. (1988) identificaram 4 marcos significativos (*milestones*, no original) no processo de emergência da estratégia. Inicialmente um dos atores da organização passa a avaliar informamente com seus pares a viabilidade da nova prática.

No segundo marco, determinados grupos passam interagir e avaliar em conjunto a nova prática, mas antes de haver qualquer apoio formal na organização. Num momento posterior, a organização autoriza que se explore a nova prática, e por fim o projeto é endossado pela organização, passando a constituir a sua estratégia de atuação. A cada um destes marcos constituiu-se um determinado padrão e intensidade de interação e comunicação, conforme apresentado na figura 1 a seguir.

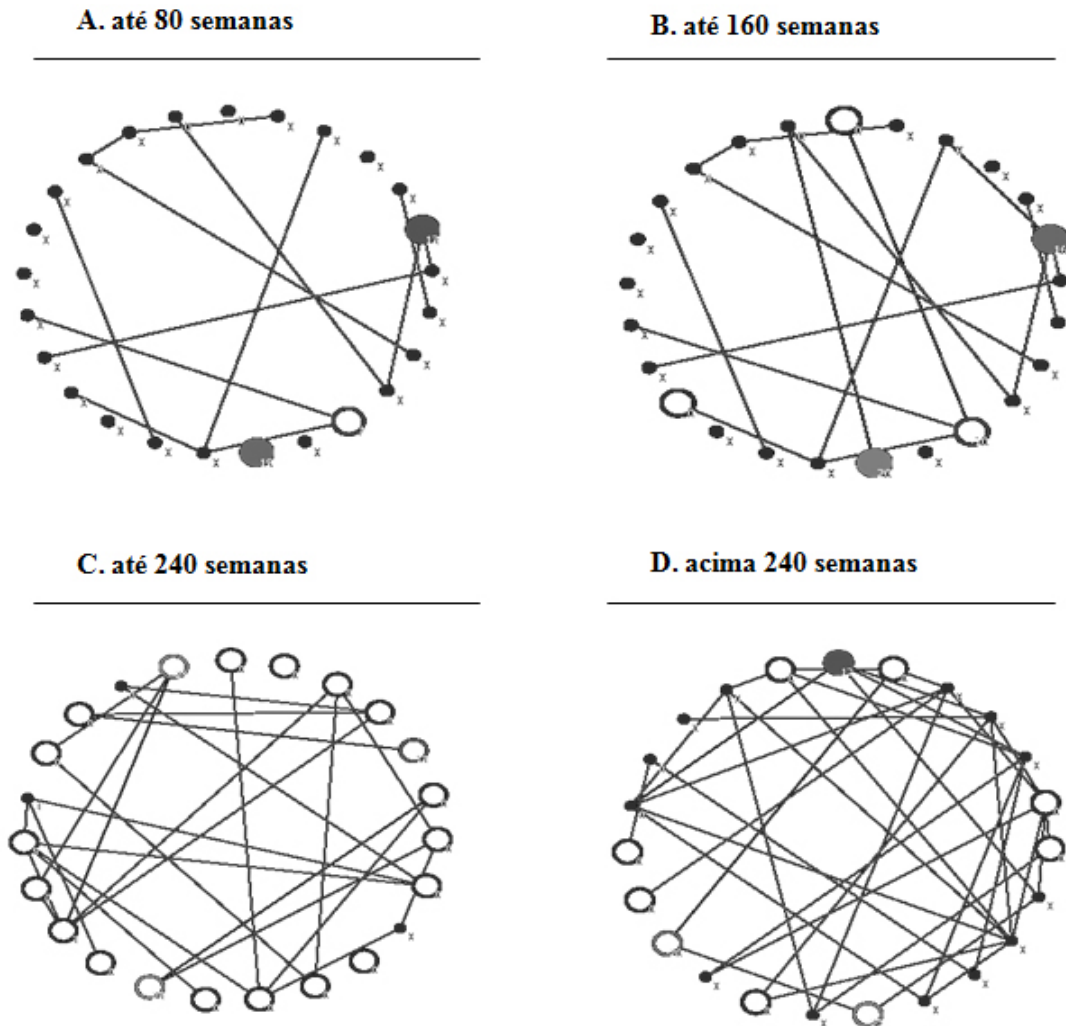
Figura 1 – Padrões de comunicação observados empiricamente



Fonte: Hut et al. (1988)

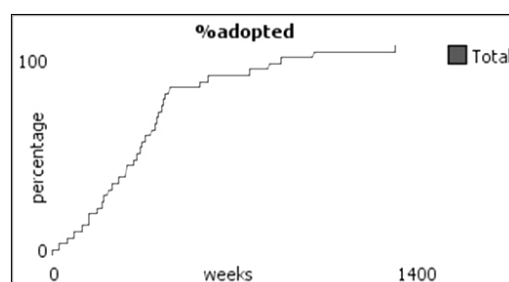
A comparação com os padrões médios de interação observados no sistema multi-agente, apresentados na figura 2 a seguir, sugere uma boa aproximação com os padrões descritos empiricamente. Conforme relatado empiricamente, os canais de comunicação estabeleceram-se anteriormente a adoção extensiva da prática.

Figura 2 – Padrões de comunicação observados durante simulação



Hut et al. (1988) relataram também que o processo de adoção apresentou uma baixa cadência inicial, até um momento em que ganha impulso, e passa a ser adotado extensivamente pela organização. Nas simulações onde, conforme os graus de iniciais de *autonomia*, *aversão ao risco* e *probabilidade de adoção*, não houve emergência da estratégia, este momento de impulso não foi alcançado; já nas simulações onde foi observada esta emergência, este processo de impulso foi claramente observado, conforme figura 3 a seguir.

Figura 3 - Evolução característica do sistema multi-agente



Dadas estas duas observações, entende-se que o modelo desenvolvido apresenta aproximação com os dados observados empiricamente e relatados em Hut et al. (1988). Mas quando observados os efeitos da presença ou não dos *champions*, o resultado não se aproxima com o esperado inicialmente, como pode se depreender na tabela 3 a seguir.

Tabela 3 – Comparação entre modelos com e sem a presença de *product-champions* em condições de simulação selecionadas

Aversão ao risco	Autonomia	<i>Product-champions</i> presentes		<i>Product-champions</i> não-presentes	
		média de semanas simuladas	condição média final de adoção	média de semanas simuladas	condição média final de adoção
<30	>90	1.240	100%	593	100%
>90	<30	221	26%	466	52%
<60	>90	964	100%	688	100%
<60	<60	573	78%	858	96%

O que pode ser observado no conjunto de simulações é que a presença de agentes com maiores privilégios de comunicação e interação não resultou em benefício na emergência da nova estratégia, tendo algum destes agentes adotado inicialmente ou não a nova prática. Este resultado foi observado como consistente tanto em simulações com maior quanto com menor grau inicial de *autonomia* e *aversão ao risco*. Nas situações onde foi observada a emergência em ambas as condições, o tempo necessário para tal foi consistentemente menor. E quando a emergência efetiva da nova estratégia não foi observada, o resultado final sem a presença dos *champions* foi de um maior grau de adoção e disseminação da nova prática.

Tais resultados em conjunto contrastam com o inicialmente esperado, e sugerem que a presença e adoção inicial de um ator com maior poder de comunicação e interação não teria o grau de relevância para o processo de emergência de uma nova estratégia como descrito em Hut et al. (1988). Entende-se assim que esta é uma questão relevante a ser avaliada empiricamente, principalmente dado que os resultados de simulação observados possibilitam o entendimento de que o agente de maior capacidade de interação atua tanto como um propagador da nova prática, quanto como um agente de *manutenção da prática estabelecida*.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este artigo teve como objetivo tratar da adoção de sistemas multi-agente – MAS – na pesquisa em Administração, notadamente quando tratando da interação entre diferentes níveis de análise, bem como da emergência de padrões de atuação a partir desta interação. Desenvolveu-se assim um modelo de MAS de forma a emular o processo de emergência da estratégia na organização descrito em Hut et al. (1988). A partir do desenvolvimento deste modelo, tratou-se de explorar a proposição da existência de *product-champions* ser relevante a este processo de emergência.

Os resultados observados apresentaram padrões de comportamento próximos aos descritos por Hut et al. (1988), mas ao contrário do proposto naquele trabalho, a presença de *product-champions* foi observada nas simulações como não tendo sido relevante para a

emergência da nova estratégia. Em princípio, estas considerações levam à hipótese de que estes agentes podem ter um efeito negativo no desenvolvimento da nova estratégia, sugerindo a necessidade de um maior estudo sobre o tema, principalmente com base no efetivo papel que este agente disseminador tem no processo.

Dado este desenvolvimento, entendemos que a adoção de sistemas multi-agentes na pesquisa em administração apresenta em si diversas possibilidades. Especialmente, atentamos que a adoção do MAS no estudo da questão possibilitou a um tratamento conceitual estruturado do tema.

Sistemas multi-agente tratam do processo de organização, auto-organização e reorganização entre diferentes atores, podendo apresentar a emergência de macro-padrões de comportamento. Dentre as principais limitações deste processo, está a dificuldade na efetiva replicação na modelagem computacional da realidade empírica; para lidar com esta, adotamos como ponto de partida de nosso trabalho um modelo conceitual, reconhecido na literatura, e desenvolvido a partir da observação e descrição de um estudo de caso.

Apensar deste cuidado metodológico, persiste o desafio na replicação conceitual da realidade. Da mesma forma, apesar da compreensão de que o modelo desenvolvido apresenta um comportamento sob diferentes aspectos satisfatório, não existe nenhuma garantia de que é o modelo que melhor expressa conceitualmente esta realidade.

O entendimento desenvolvido neste artigo não é, assim, de que a adoção da modelagem computacional tem a capacidade de substituir a observação empírica, mas sim que esta possibilita que sejam avaliadas diferentes formas de compreensão da interação entre as dimensões e relações observados. Sob este aspecto, entendemos que o tratamento apresentado neste artigo, embora simples e desde já considerado inicial, atendeu a este objetivo.

REFERÊNCIAS

AXELROD, R. M. **The complexity of cooperation: Agent-based models of competition and collaboration.** Princeton University Press, 1997.

AXTELL, R. **The emergence of firms in a population of agents: local increasing returns, unstable Nash equilibria, and power law size distributions.** Mimeo. Center on Social and Economic Dynamics, 1999.

BALAJI, P. G.; SRINIVASAN, D. Multi-agent system in urban traffic signal control. **Computational Intelligence Magazine, IEEE**, v. 5, n. 4, p. 43-51, 2010.

BALAJI, P. G.; SRINIVASAN, D. Multi-agent system in urban traffic signal control. **Computational Intelligence Magazine, IEEE**, v. 5, n. 4, p. 43-51, 2010.

BERGER, T; SCHREINEMACHERS, P. Creating Agents and Landscapes for Multiagent Systems from Random Samples. **Ecology & Society**, v. 11, n. 2, 2006.

BONABEAU, E. Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v. 99, n. 3, p. 7280-7287, 2002.

BRASS, D. J. et al. Taking stock of networks and organizations: A multilevel perspective. **Academy of management journal**, v. 47, n. 6, p. 795-817, 2004.

BURGELMAN, R. A. A process model of internal corporate venturing in the diversified

major firm. **Administrative Science Quarterly**, p. 223-244, 1983.

CAMARINHA-MATOS, L. M.; AFSARMANESH, H. Virtual enterprise modeling and support infrastructures: applying multi-agent system approaches. In: **Multi-agent systems and applications**. Springer Berlin Heidelberg, p. 335-364, 2006.

CEDERMAN, L-E. Modeling the size of wars: from billiard balls to sandpiles. **American Political Science Review**, v. 97, n. 01, p. 135-150, 2003.

CHAN, W. K. V.; SON, Y.-J.; MACAL, C. M. Agent-based simulation tutorial-simulation of emergent behavior and differences between agent-based simulation and discrete-event simulation. In: **Proceedings of the Winter Simulation Conference**. Winter Simulation Conference, 2010.

CHAN, W. K. V.; SON, Y.-J.; MACAL, C. M. Agent-based simulation tutorial-simulation of emergent behavior and differences between agent-based simulation and discrete-event simulation. In: **Proceedings of the Winter Simulation Conference**. Winter Simulation Conference, 2010.

DAWID, H. Agent-based models of innovation and technological change. **Handbook of computational economics**, v. 2, p. 1235-1272, 2006.

DEFFUANT, G.; HUET, S.; AMBLARD, F. An individual - based model of innovation diffusion mixing social value and individual benefit. **American Journal of Sociology**, v. 110, n. 4, p. 1041-1069, 2005.

DUAN, W.; QIU, X. Fostering artificial societies using social learning and social control in parallel emergency management systems. **Frontiers of Computer Science**, v. 6, n. 5, p. 604-610, 2012.

EPSTEIN, J. M.; AXTELL, R. **Growing artificial societies**: Social science from the bottom up. Cambridge: MIT Press, 1996.

GARCIA, R.; JAGER, W. From the Special Issue Editors: Agent-Based Modeling of Innovation Diffusion. **Journal of Product Innovation Management**, v. 28, n. 2, p. 148-151, 2011.

GILBERT, N.; TERNA, P. How to build and use agent-based models in social science. **Mind & Society**, v. 1, n. 1, p. 57-72, 2000.

GONZALEZ, J. A. Diversity change in organizations: A systemic, multilevel, and nonlinear process. **The Journal of Applied Behavioral Science**, v. 46, n. 2, p. 197-219, 2010.

GRIMM, V. et al. A standard protocol for describing individual-based and agent-based models. **Ecological modelling**, v. 198, n. 1, p. 115-126, 2006.

GRIMM, V. et al. The ODD protocol: A review and first update. **Ecological Modelling**, v. 221, n. 23, p. 2760-2768, 2010.

HAPPE, K.; KELLERMANN, K.; BALMANN, A. Agent-based analysis of agricultural

policies: an illustration of the agricultural policy simulator AgriPoliS, its adaptation and behavior. **Ecology and Society**, v. 11, n. 1, p. 49, 2006.

HEGSELMANN, R.; FLACHE, A. Understanding complex social dynamics: A plea for cellular automata based modeling. **Journal of Artificial Societies e Social Simulation**, v. 1, n.3, 1998.

HERRANZ JR., J. Multilevel performance indicators for multisectoral networks and management. **The American Review of Public Administration**, v. 40, n. 4, p. 445-460, 2010.

HITT, M. A. et al. Building theoretical and empirical bridges across levels: Multilevel research in management. **Academy of Management Journal**, v. 50, n. 6, p. 1385-1399, 2007.

HOLLAND, J.; MILLER, J.H. Artificial adaptive agents in economic theory. **American Economic Review**, v. 81, n. 2 , 1991.

HUIGEN, M. G. A; OVERMARS, K. P.; DE GROOT, W. T. Multiactor Modeling of Settling Decisions and Behavior in the San Mariano Watershed, the Philippines: a First Application with the MameLuke Framework. **Ecology & Society**, v. 11, n. 2, 2006.

HUTT, M. D.; REINGEN, P. H.; RONCHETTO J. R. Tracing emergent processes in marketing strategy formation. **The Journal of Marketing**, v. 58, n.1, p. 4-19, 1988.

JANSSEN, M. A., OSTROM. E. Empirically based, agent-based models. **Ecology and Society**, v. 11, n. 2, p. 37, 2006.

JOHNSON, G.; MELIN, L. ;WHITTINGTON, R. Microstrategy and strategizing: Towards and Activity-based view. **Journal of Management Studies**, v. 40 n. 1, p. 3-22, January 2003.

KASMIRE, J., VAN DER BEEK, J., VAVIER, M. Optimising emergence (Version 1). **CoMSES Computational Model Library**, June, 2013.

KOZLOWSKI, S. W. J.; KLEIN, K. J. A multilevel approach to theory and research in organizations: Contextual, temporal, and emergent processes. In: KOZLOWSKI, S. W. J.; KLEIN, K. J. (Eds.), **Multilevel theory, research and methods in organizations: Foundations, extensions, and new directions**. San Francisco, CA: Jossey-Bass, 2000.

LEBARON, B. Stochastic volatility as a simple generator of apparent financial power laws and long memory. **Quantitative Finance**, v. 1, n. 6, p. 621-631, 2001.

MA, T; NAKAMORI, Y. Agent-based modeling on technological innovation as an evolutionary process. **European Journal of Operational Research**, v. 166, n. 3, p. 741-755, 2005.

MACAL, C. M.; NORTH, M. J. Tutorial on agent-based modelling and simulation. **Journal of Simulation**, v. 4, n. 3, p. 151-162, 2010.

MACY, M.W.; WILLER, R. From factors to actors: Computational sociology e agent-based modeling. **Annual Review of Sociology**, v. 28, 2002.

MINTZBERG, H.; WATERS, J. A. Of strategies, deliberate and emergent. **Strategic management journal**, v. 6, n. 3, p. 257-272, 1985.

NIELSEN, B. B. The role of trust in collaborative relationships: A multi-dimensional approach. **M@n@gement**, v. 7, n. 3, p. 239-256, 2004.

PLOYHART, R. E.; MOLITERNO, T. P. Emergence of the human capital resource: A multilevel model. **Academy of Management Review**, v. 36, n. 1, p. 127-150, 2011.

PRICE, B.; BOUTILIER, C. Implicit imitation in multiagent reinforcement learning. **International Conference on Machine Learning**. p. 325-334, 1999.

PROVAN, K. G.; MILWARD, H. B. Do networks really work? A framework for evaluating public-sector organizational networks. **Public Administration Review**, v. 61, n. 4, p. 414-423, Jul. - Aug., 2001.

RAILSBACK, S. F., LYTINEN, S. L., JACKSON, S. K. Agent-based simulation platforms: Review and development recommendations. **SIMULATION**, v. 82, n. 9, p. 609, 2006

RAND, W.; RUST, R. T. Agent-based modeling in marketing: Guidelines for rigor. **International Journal of Research in Marketing**, v. 28, n. 3, p. 181-193, 2011.

ROBINSON, D. T.; BROWN, D. G., PARKER, D. C. Comparison of empirical methods for building agent-based models in land use science. **Journal of Land Use Science**, v. 2, n. 1, p. 31-55, 2007.

SAWYER, R. K. Artificial societies multiagent systems and the micro-macro link in sociological theory. **Sociological Methods & Research**, v. 31, n 3, p. 325-363, February 2003.

SEN, S.; AIRIAU, S. Emergence of norms through social learning. In: **Proceedings of the Twentieth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-07)**, p. 1512, 2007.

STARIK, M.; RANDS, G. P. Weaving an integrated web: Multilevel and multisystem perspectives of ecologically sustainable organizations. **Academy of Management Review**, v. 20, n. 4, p. 908-935, 1995.

TESFATSION, L. Agent-based computational economics: A constructive approach to economic theory. **Handbook of computational economics**, v. 2, p. 831-880, 2006.

TWOMEY, P.; CADMAN, R. Agent-based modelling of customer behaviour in the telecoms and media markets. **Info**, v. 4, n. 1, p. 56-63, 2002.

WATSON, S.; HEWETT, K. A multi - theoretical model of knowledge transfer in organizations: Determinants of knowledge contribution and knowledge reuse. **Journal of Management Studies**, v. 43, n. 2, p. 141-173, 2006.

ZHANG, T.; GENSLER, S.; GARCIA, R. A study of the diffusion of alternative fuel

vehicles: An agent - based modeling approach. **Journal of Product Innovation Management**, v. 28, n. 2, p. 152-168, 2011.

ZHANG, T.; NUTTALL, W. J. Evaluating government's policies on promoting smart metering diffusion in retail electricity markets via agent - based simulation. **Journal of Product Innovation Management**, v. 28, n. 2, p. 169-186, 2011.

ZHANG, T.; NUTTALL, W. J. Evaluating Government's Policies on Promoting Smart Metering Diffusion in Retail Electricity Markets via Agent - Based Simulation. **Journal of Product Innovation Management**, v. 28, n. 2, p. 169-186, 2011.

ZIMBRES, R. A.; BRITO, E. P. Z. O uso da modelagem baseada em agentes na análise da interação entre clientes de serviço. **Anais do IX Simpósio de Administração da Produção, Logística e Operações Internacionais SIMPOI - FGV-EAESP**, 2006.