



O método de Monte Carlo e a simulação de sistemas multiagentes*

The Monte Carlo method and the multiagent system simulation

Ricardo Poley Martins Ferreira¹

Resumo

O artigo apresenta brevemente conexões entre alguns eventos históricos – descobertas e invenções – que levaram ao desenvolvimento de uma das áreas de pesquisa e aplicação mais ativas e interdisciplinares atualmente em Ciência da Computação: a Simulação de Sistemas Multiagentes.

Palavras-chave: Sistemas multiagentes. Agentes. Agente autônomo. Auto-organização. Método de Monte Carlo. Simulação.

*Comunicação convidada.

¹Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte - MG, Brasil – poley@demec.ufmg.br

Abstract

This communication presents some connections between historical events - discoveries and inventions - which led to the development of one of the most active, interdisciplinary and applied research areas of the Computer Science: the simulation of Multiagent Systems.

Keywords: Multiagent systems. Agents. Autonomous agents. Self-organization. Monte Carlo method. Simulation.

1 CONTEXTO

Neste artigo vou apresentar brevemente conexões entre alguns eventos históricos – descobertas e invenções – que levaram ao desenvolvimento de uma das áreas de pesquisa e aplicação mais ativas e interdisciplinares atualmente em Ciência da Computação: a Simulação de Sistemas Multiagentes.

2 DESENVOLVIMENTO DOS COMPUTADORES E O MÉTODO DE MONTECARLO

No começo da segunda guerra mundial não havia computadores eletrônicos programáveis, somente algumas máquinas eletromecânicas que executavam tarefas específicas. Um exemplo deste tipo de computador era o ENIAC, *Electronic Numerical Integrator and Computer*, desenvolvido durante a guerra por cientistas da Universidade da Pensilvânia – Estados Unidos da América, e foi projetado especificamente para calcular tabelas de tiro para a artilharia do exército americano (calcular os ajustes na mira levando em conta o vento, a temperatura e outras condições do local e momento do tiro). O crescimento da capacidade de processamento dos computadores foi inicialmente motivada pelo esforço de guerra.

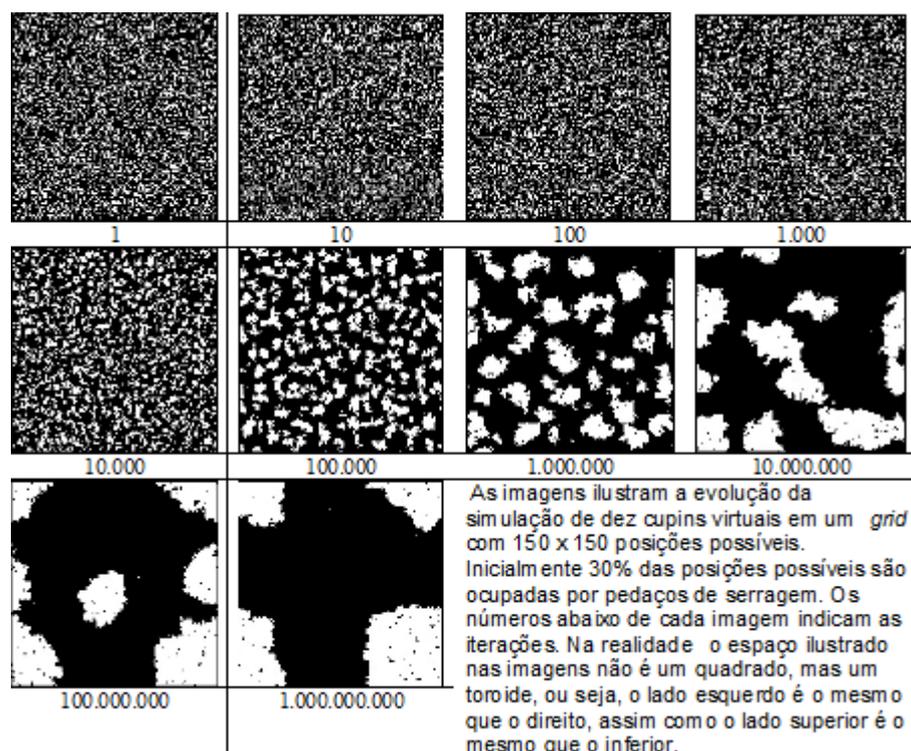
Em 1944, enquanto visitava a Universidade da Pensilvânia, John von Neumann teve a inspiração de projetar um computador eletrônico de propósito geral, uma máquina flexível que, adequadamente instruída, executasse cálculos para resolver os problemas mais diversos e difíceis. Este novo tipo de computador abriu um universo de possibilidades (uma caixa de Pandora). Um dos primeiros cientistas a vislumbrar as capacidades do novo dispositivo, foi o matemático polonês Stanislaw Ulam. Uma de suas primeiras ideias para o uso de computadores foi aplicá-los para a solução de problemas usando uma abordagem estatística que ficou conhecida como Método de Monte Carlo (uma homenagem que Ulam fez para um tio que gostava de apostar nos cassinos da Riviera Francesa).

O método estatístico para solução de problemas já era conhecido desde o século XVIII. Um exemplo clássico é o cálculo do número através das Agulhas de Buffon (PICKOVER, 2009) e Ulam tinha conhecimento deste método (Quadro 1).

A abordagem estatística necessita de experimentos repetitivos e tediosos e impraticáveis manualmente pois envolve muitos passos e um número excessivo de contas e números. Entretanto, aquilo que para ser feito necessitava de experimentos repetitivos e tediosos passou a ser factível em pouco tempo com o auxílio dos computadores. O método de Monte Carlo passou a ser programado e o resultado final determinado com qualquer precisão desejada.

A aplicação inicial do Método de Monte Carlo foi o estudo da propagação (difusão) de nêutrons em bombas de fissão nuclear, a bomba atômica. O processo de fissão nuclear consiste

Figura 1 – Os cupins virtuais posicionados em um espaço com serragem espalhada produzem ordem



Fonte: (FLAKE, 2000)

na divisão do núcleo de um átomo instável em dois átomos menores pelo bombardeamento de partículas como nêutrons. Este processo libera grande quantidade de energia. Durante o projeto das primeiras bombas atômicas (Projeto Manhattan) um problema era estimar a quantidade de urânio enriquecido (ainda hoje um material de difícil obtenção) e as condições necessárias para iniciar uma reação em cadeia (uma explosão). A solução deste problema através da solução analítica de equações matemáticas que descrevem o fenômeno é impraticável. Assim, Ulam propôs o uso do método estatístico para obter boas estimativas para resposta do problema (HOLLAND, 1995).

A simulação das condições da reação é feita acompanhando a história individual de cada partícula – átomo ou nêutron – envolvidas na reação. Como estamos falando de números astronômicos de partículas, o que era feito era simular manualmente uma pequenina fração do conjunto de partículas e o comportamento do todo era estimado estatisticamente. A simulação começava pela escolha aleatória da posição de um núcleo radioativo que liberava um nêutron, então a energia de um nêutron liberado era atribuída, assim como sua direção de movimento e a distância que o nêutron viajaria até escapar ou colidir com outro núcleo. E em um evento de colisão seguinte, o nêutron seria rebatido, absorvido, ou induziria a fissão do núcleo impactado liberando energia. Cada um dos eventos deste processo era controlado por probabilidades de ocorrência. Desta maneira, depois de acompanhar a história de vida de centenas de nêutrons, era possível avaliar o número de nêutrons com uma determinada energia movendo-se em uma direção particular em qualquer posição do dispositivo e com isso estimar as condições nas quais

ocorre uma reação em cadeia. A simulação da reação de fissão nuclear foi um exemplo da aplicação do Método de Monte Carlo na resolução de problemas que de outra forma seriam intratáveis mesmo com uso de força bruta computacional.

3 SIMULAÇÃO COMPUTACIONAL

Para muitos outros problemas também é muito difícil calcular o que acontece de forma exata, mesmo conhecendo-se as leis que governam um determinado fenômeno. Um exemplo clássico é o problema dos três corpos celestes: dados três corpos no espaço que se movem sob mútua atração gravitacional e dadas suas condições iniciais, posições e velocidades, determinar seus movimentos subsequentes, suas órbitas. Embora se saiba que exista a solução analítica exata deste problema, ela não é conhecida. A solução aproximada é obtida pela integração numérica das equações que descrevem o problema.

A simulação computacional vem sendo usada com sucesso no estudo de fenômenos complexos. Ela trabalha como um laboratório virtual onde questões do tipo “e-se” são formuladas e respondidas (MACAL; NORTH, 2006).

A simulação computacional tem ajudado a encontrar respostas para problemas difíceis que de outra forma não são facilmente resolvidos devido a limitações econômicas como recursos limitados para fabricar muito protótipos, limitações ambientais, por exemplo não há como fazer um experimento prático para avaliar as consequências de um vazamento tóxico, limitações éticas como testar políticas para escolha de quem receberá um tratamento médico, limitações tecnológicas e científicas (PECK, 2004; AXELROD; TESHATSION, 2006).

A simulação computacional é contemporânea dos computadores eletrônicos, mas durante muito tempo os recursos computacionais ficaram restritos apenas para iniciados em universidades ou corporações. Com o surgimento dos computadores pessoais, o acesso universal da computação e os avanços em Engenharia de Software tiveram grande impacto nas diversas áreas do conhecimento humano, em especial, menciono a pesquisa em Inteligência Artificial. A partir dos anos 90 surgiu o conceito da Inteligência Artificial Distribuída e dos Sistemas Multiagentes que emergiram como uma nova área de conhecimento.

4 SISTEMAS MULTIAGENTES

Agente – Um agente é uma entidade que percebe e interage com seu ambiente, o qual pode ser composto por outros agentes. Um agente é pró-ativo no sentido de que ele toma iniciativas e busca alcançar os próprios objetivos.

Agente autônomo – Um agente autônomo age independentemente dos outros agentes, não segue comandos de um líder, e nem segue um plano geral.

Sistemas multiagentes – Um sistema composto por um ambiente com vários agentes autônomos e seus mecanismos e regras de interação.

Auto-organização – Um fenômeno de auto-organização é um processo pelo qual agentes autônomos interagem de forma a criarem uma ordem global emergente.

Simulação de Sistemas Multiagentes – No contexto da simulação de sistemas multiagentes o Método de Monte Carlo pode ser visto como um precursor dos modelos de simulação de sistemas multiagentes. Precursor no sentido de que a simulação de sistemas multiagentes envolve acompanhar a história de cada agente envolvido na simulação. A escolha da ação de um agente pode ou não ser probabilística, mas o comportamento global de um sistema será observado com uma abordagem estatística (WEISS, 2000; FLAKE, 2000).

O conceito de agente ampliou as possibilidades dos problemas passíveis de serem abordados através de simulação. Os corpos celestes, as partículas sub-atômicas ou as agulhas não possuem desejos, nem interesses e nem intenções. Entretanto, agentes podem possuir desejos, interesses e intenções. Os sistemas multiagentes possuem aspectos importantes: os agentes com sua representação interna, racionalidade, autonomia, adaptabilidade, e a representação das interações entre os agentes (competição, comunicação, cooperação, coordenação, negociação e organização social).

Para ilustrar o funcionamento de um sistema multiagente e o fenômeno de auto-organização vou descrever um exemplo simples, proposto por Mitchel Resnick em (RESNICK, 1997). Resnick propôs um sistema composto por cupins virtuais que seguem regras simples como uma estratégia descentralizada para trazer alguma ordem para serragem espalhada pelo chão (FLAKE, 2000).

Os cupins virtuais são agentes que andam aleatoriamente dentro de uma sala fechada com serragem espalhada pelo chão. Estes agentes seguem duas regras simples:

- * Se um cupim está carregando um pedaço de madeira, ao encontrar um fragmento de madeira, ele larga o fragmento que estava carregando e continua vagando.
- * Se um cupim não está carregando um fragmento, ao encontrar um fragmento de madeira, ele coleta o pedaço e volta a vagar aleatoriamente.

As regras e os agentes propostos por Resnick são os mais simples possíveis. A Figura 1 ilustra a evolução de uma simulação deste sistema com uma regra adicional. A caminhada dos cupins não é estritamente aleatória; a cada iteração eles escolhem uma nova direção a -45, 0, ou 45 graus da direção atual. Como a Figura 1 ilustra, os cupins reúnem a serragem espalhada em algumas poucas pilhas. Este é um fenômeno emergente que não está explicitamente descrito nas regras do sistema.

5 APLICAÇÕES DA SIMULAÇÃO DE SISTEMAS MULTIAGENTES

Vamos encontrar na literatura muitos exemplos das possibilidades de aplicação da simulação de sistemas multiagentes no estudo de problemas dos mais diversos. A simulação de sistemas multiagentes é interdisciplinar e envolve conceitos provenientes de diversas disciplinas, como por exemplo: biologia, economia, teoria da complexidade, teoria dos jogos, ciências sociais (MACAL; NORTH, 2006).

Sem ter a pretensão de ser minimamente exaustivo, vou listar alguns exemplos da aplicação da modelagem e simulação de sistemas multiagentes:

- **Simulação de tráfego de toda uma cidade** – Uma ferramenta conhecida é o TRANSIMS. O TRANSIMS cria populações sintéticas baseadas em dados reais de um censo, estima atividades para todos indivíduos e famílias, planeja viagens multimodais que se adequem a estas atividades, e cria simulação dos pedestres, veículos e o trânsito de todo sistema de transporte de uma cidade com milhões de habitantes. Atualmente o TRANSIMS é projeto open source (BARRET et al., 2000).
- **Simulação da propagação de doenças** – Um simulador de referência é o Episims. O Episims foi desenvolvido com a mesma plataforma do TRANSIMS e é um framework de simulação baseado em agentes que modela a propagação de doenças em uma região permitindo a investigação de formas de prevenção, intervenção e mitigação de doenças infecto-contagiosas (BARRET; EUBANK; SMITH, 2005).
- **Estudo de como a competição e a cooperação influenciam a sociedade** – Axelrod, um sociólogo, (AXELROD; HAMILTON, 1981) propõe um dos primeiros modelos baseados em agentes para estudar como a cooperação pode emergir e persistir em uma sociedade competitiva.
- **Simulação de uma população de insetos** – Almeida e outros (2010) propõem e simulam um modelo baseado em agentes de uma população de mosquitos *Aedes Aegypt*. O estudo investiga a evolução da população em situações controladas de laboratório e em uma situação urbana realista.
- **Simulação de redes de filas** – Lopes, Ferreira e Silva (2012) investigam o funcionamento de uma central de teleatendimento com um modelo baseado em agentes. Oliveira, Ferreira e Lima (2011), desenvolveram um modelo de simulação multiagente da fila de espera para transplantes de fígado. Ambos os estudos se propõem a estudar políticas de operação que melhorem os problemas estudados.
- **Simulação de Sociedades Antigas** – Arqueólogos estão usando modelos baseados em agentes para investigar e simular sociedades antigas que a muito desapareceram. Os modelos

permitem investigar as razões que levaram ao declínio destas comunidades (KOHLENER; GUMERMAN; REYNOLDS, 2005; EPSTEIN; AXTELL, 1996).

- **Simulação de Multidões (*Crowd Simulation*)** - Os modelos baseados em agentes estão no coração de alguns dos recursos mais sofisticados presentes no cinema e nos jogos digitais. Algumas das cenas mais espetaculares de batalhas de filmes como "O senhor dos Anéis" dependem de simulações de sistemas multiagentes (MASSIVE... , 2012; REYNOLDS, 1987; MAES, 1995).

Estes exemplos ilustram a flexibilidade de modelos de simulação baseados em agentes. A abordagem distribuída bottom-up onde o foco é no modelo dos agentes e onde o comportamento global de um sistema emerge das interações é robusta e escalável. São situações como estas que nos motivam a pesquisar como modelos baseados em transições probabilísticas podem ser capazes de representar situações complexas. Mesmo que os resultados sejam aproximados, o próprio fato de modelar um problema já é suficiente para lançar muita luz sobre o problema. Começamos a avaliar quais são as relações mais comuns, quais são mais raras ou caras, e quais são mais importantes, quais são as relações que influenciam mais o resultado de um problema. A simulação permite este tipo de análise de sensibilidade. Embora uma simulação não possa ser usada como evidência primária de relações de causa e efeito, ela fornece elementos para compreensão dos fenômenos estudados.

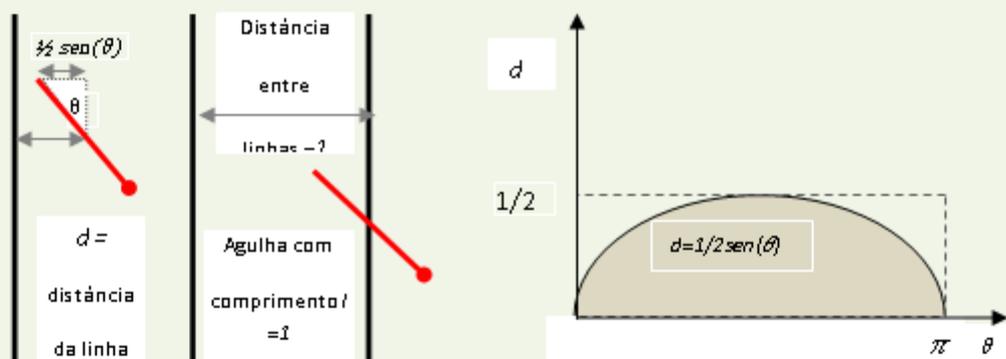
A simulação de sistemas multiagentes trouxe a possibilidade de estudos empíricos de teste de hipóteses para áreas do conhecimento que antes eram muito limitadas em termos de experimentação, onde o conhecimento era restrito a ser adquirido por observação de fenômenos e situações reais. Hoje, economistas, engenheiros, médicos, biólogos, arqueólogos e outros contribuem efetivamente para suas áreas usando o computador como ferramenta de investigação primária. Na computação as possibilidades são ilimitadas desde o desenvolvimento da solução de problemas distribuída, robótica, ao desenvolvimento de jogos digitais (MAES, 1995).

Quadro 1 - Breve explicação sobre as agulhas de Buffon e a estimativa do número.

As agulhas de Buffon

O matemático francês Conde de Buffon (*Georges-Louis Leclerc*) em 1777 demonstrou que deixando cair uma agulha repetidas vezes em uma folha de papel pautado, e contando o número de vezes que a agulha tocava uma das linhas, é possível obter uma estimativa para o valor do número π . Vamos ilustrar o caso mais simples.

Assuma que o comprimento da agulha é o mesmo da distância entre duas linhas. Neste caso há duas variáveis importantes, o ângulo com o qual a agulha caiu e a distância entre o centro desta agulha até a linha mais próxima. O ângulo pode variar de 0 a π e é medido com relação a uma linha paralela às linhas do papel. A distância do centro da agulha até uma das linhas da pauta nunca é maior que metade do comprimento da agulha, ou da distância entre duas linhas.



A agulha estará sobre uma linha quando a distância do centro da agulha até a linha mais próxima for menor que $\frac{1}{2} \sin(\theta)$, $d \leq \frac{1}{2} \sin(\theta)$. Qual a probabilidade disto ocorrer? A probabilidade disto acontecer é equivalente à razão entre a área do retângulo tracejado e da curva inscrita nele. A área do retângulo é $(\frac{1}{2} \pi)$ e a área da curva é (1) , assim $\frac{1}{(\frac{1}{2} \pi)} = \frac{2}{\pi}$. Para calcular o π experimentalmente pegue o número de vezes que lançou as agulhas N multiplique por dois e divida pelo número de vezes que as agulhas caíram sobre uma das linhas N_a .

Assim: $\pi \approx \frac{2N}{N_a}$.

REFERÊNCIAS

ALMEIDA, S. J. et al. Multi-agent modeling and simulation of an aedes aegypti mosquito population. **Environmental Modelling & Software**, v. 25, n. 12, p. 1490–1507, 2010.

AXELROD, Robert; HAMILTON, William D. The evolution of cooperation. **Science**, v. 211, p. 1390–96, 1981.

AXELROD, R.; TEFATSION, L. **A Guide for Newcomers to Agent-Based Modeling in the Social Sciences**. n. 12515, jan. 2006. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/p/isu/genres/12515.html>>.

BARRET, C. L. et al. Transims: Transportation analysis simulation. **LAUR00-1725**, 2000.

BARRET, C. L.; EUBANK, S. G.; SMITH, J. P. If smallpox strikes portland. **Scientific American**, v. 292, n. 3, p. 54–61, 2005.

EPSTEIN, J. M.; AXTELL, R. **Growing Artificial Societies: Social science from the bottom up**. 1. ed. Cambridge: The MIT Press, 1996. 208 p.

FLAKE, G. H. The computational beauty of nature: Computer explorations of fractals, chaos, complex systems and adaptation. **J. Artificial Societies and Social Simulation**, v. 3, n. 1, 2000.

HOLLAND, J. **Hidden Order How Adaptation Builds Complexity**. Reading, MA: Helix Books, 1995.

KOHLER, T. A.; GUMERMAN, G. J.; REYNOLDS, R. G. Simulating ancient societies. **Scientific American**, v. 293, p. 72–84, 2005.

LOPES, C. L. V.; FERREIRA, R. P. M.; SILVA, G. R. L. Applying a call center multiagent simulation model to study how routing policies can reduce call costs in toll-free call center. In: FIFTH INTERNATIONAL WORKSHOP ON OPTIMIZATION IN MULTI-AGENT SYSTEMS/ ELEVENTH INTERNATIONAL CONFERENCE ON AUTONOMOUS AND MULTI-AGENT SYSTEMS, 2012. **AAMAS**. Valencia, Spain, 2012. p. 60–69.

MACAL, C. M.; NORTH, M. J. Tutorial on agent–based modeling and simulation part ii: how to model with agents. In: WINTER SIMULATION CONFERENCE, 2006. **Proceedings of the...** Monterey, CA, USA, 2006. p. 73–83.

MAES, P. Artificial life meets entertainment: lifelike autonomous agents. **Communications of ACM**, v. 38, n. 11, p. 108–114, 1995.

MASSIVE SOFTWARE. 2012. Disponível em: <<http://www.massivesoftware.com>>.

OLIVEIRA, A. F.; FERREIRA, R. P. M.; LIMA, A. S. Liver transplant waiting list simulation. In: THIRD INTERNATIONAL CONFERENCE ON AGENTS AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE, 2011. **Proceedings of the ICAART**. Roma, 2011. v. 2, p. 462–468.

PECK, S. L. Simulation as experiment: a philosophical reassessment for biological modeling. **Trends in Ecology and Evolution**, v. 19, n. 10, p. 530–534, oct. 2004.

PICKOVER, C. A. **The Math Book: From pythagoras to the 57th dimension, 250 milestones in the history of mathematics**. New York: Sterling, 2009.

RESNICK, M. Turtles, termites and traffic jams, explorations in massively parallel microworlds. **Cambridge: MIT Press**, 1997.

REYNOLDS, C. W. Flocks, herds, and schools. In: 14TH SIGGRAPH, 1987. **Proceedings of Computer Graphics**. Anaheim, 1987. v. 21, p. 25–34.

WEISS, G. Multiagent systems: A modern approach to distributed artificial intelligence. **Cambridge: MIT Press**, p. 648, 2000.