

Simulação Multiagente de uma Abordagem Evolutiva e Espacial para o Jogo do Ultimato

Luís Felipe K. Macedo¹, Murian dos R. Ribeiro³, Stephanie L. Brião¹
Celso N. da Fonseca¹, Marilton S. de Aguiar^{1,3}, Graçaliz P. Dimuro^{1,2}

¹ Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional (PPGMC)

² Programa de Pós-Graduação em Computação (PPGComp)
Universidade Federal do Rio Grande (FURG)

³ Programa de Pós-Graduação em Computação (PPGC)
Universidade Federal de Pelotas (UFPEL)

{mdrribeiro, marilton}@inf.ufpel.edu.br

{felipe.lemad, tephyloi88, celsonf, gracaliz}@gmail.com

Abstract. *This work presents a multiagent simulation for a spatial and evolutionary approach of the Ultimatum Game, implemented using Netlogo. We consider a heterogenous agent population with incomplete information related to the other agents' strategies. For the agent strategy evolution, aiming at the self-regulation of the exchanges allowed by the game, balancing individual and collective goals, we use a genetic algorithm. Results of the simulations performed are presented, with a comparison of the results obtained using two different scenarios.*

Resumo. *Este trabalho apresenta uma simulação multiagente para uma abordagem evolucionária espacial do Jogo do Ultimato, implementada no software Netlogo. Considera-se uma população heterogênea de agentes com informação incompleta sobre as estratégias de outros agentes. Para a evolução das estratégias dos agentes, com o objetivo de auto regular as trocas proporcionadas pelo jogo, balanceando objetivos individuais e coletivos, é utilizado um algoritmo genético. Apresentam-se os resultados das simulações realizadas, com a comparação dos resultados em dois cenários diferentes.*

1. Introdução

A teoria dos jogos [von Neumann and Morgenstern 1944] ajuda a entender teoricamente o processo de decisão de agentes que interagem entre si em situações estratégicas, a partir da compreensão da lógica da situação em que estão envolvidos. Considera-se que os agentes fazem suas escolhas de forma racional. [Fiani 2006]

No entanto, a teoria dos jogos clássica não tem sido suficiente para explicar o comportamento humano observado em diversas situações, como nos sistemas sociais. Para resolver esse problema, uma série de pesquisadores se desviaram do paradigma de auto-estima e escolha racional, adotando a teoria da preferência social. [Camerer et al. 2001]

Este artigo, inspirado no trabalho de Xianyu [Xianyu 2010], apresenta uma abordagem evolucionária e espacial para o Jogo do Ultimato, para estudar o comportamento de trocas econômicas entre uma população heterogênea de agentes. Os jogadores, que

podem ter diferentes preferências sociais, não possuem informações das recompensas dos outros jogadores, não conhecem o perfil de seus oponentes, o que caracteriza um jogo de informação incompleta.

O objetivo principal é alcançar a auto-regulação das trocas entre os agentes, maximizando o número de trocas, com o balanceamento dos objetivos individuais e coletivos. Os agentes, embora possuam autonomia para alcançar seus objetivos individuais, são motivados a realizar trocas com outros agentes. Utilizando um algoritmo genético, os agentes evoluem suas estratégias de trocas, no sentido de aumentar consideravelmente o número de trocas durante as várias etapas do jogo e, conseqüentemente, aumentar suas utilidades.

Com a intenção de obter simulações compatíveis com o comportamento de sistemas sociais, é introduzido nos agentes um conjunto pequeno de preferências sociais: (i) agentes que resistem a resultados desiguais, *avessos à desigualdade*, dispostos a abrir mão de alguma recompensa material para que as trocas realizadas sejam mais justas; (ii) agentes que possuem um valor *mínimo aceitável* durante as trocas; (iii) agentes que desejam o *bem estar social* da comunidade.

O artigo está organizado como descrito a seguir. Na Seção 2, apresentam-se conceitos relacionados ao Jogo do Ultimato. O modelo evolucionário e espacial do Jogo do Ultimato para regulação de trocas econômicas é discutido na Seção 3. Os resultados das simulações realizadas, em dois diferentes cenários, são apresentados na Seção 4. A Seção 5 é a Conclusão.

2. O Jogo do Ultimato: no sentido de uma abordagem espacial e evolucionária

Na forma mais simples do jogo do ultimato, dois jogadores determinam como dividir entre eles um dado valor econômico. O primeiro jogador, o **proponente**, propõe a forma como deve ser dividido o valor, e o segundo jogador, o **respondente**, avalia a proposta. Se o respondente aceitar a oferta, o dinheiro é dividido de acordo com a proposta feita pelo proponente, caso contrário, ambos jogadores não recebem nada. Os jogadores são esclarecidos que só participarão do jogo uma única vez e que não é possível barganhar, ou seja, uma vez feita a oferta pelo proponente, cabe ao responde dizer se aceita ou não.

Baseado na teoria dos jogos clássica, se o segundo jogador for racional, ele irá preferir receber qualquer valor, mesmo que este valor seja muito baixo, pois receber pouco é melhor do que não receber nada. Como o proponente sabe que qualquer valor proposto ao segundo jogador será aceito, mesmo que este valor seja muito baixo, reservará para si o maior ganho possível e, conseqüentemente, deixará o menor valor possível para o segundo jogador. Esta é uma solução racional dada pelo equilíbrio de Nash¹. [Xianyu 2010, Kellermann 2008, Fiani 2006]

No entanto, os resultados de experiências realizadas com grupos de pessoas jogando o ultimato contrariam a solução racional. Experimentos do jogo do ultimato realizados em 25 países diferentes mostram que a maioria dos proponentes fazem uma oferta justa (até 80% deles oferecem de 40% a 50% do total) e mais da metade dos que respondem rejeitam ofertas menores que 30% do valor total [Oosterbeek et al. 2004,

¹Uma combinação de estratégias é equilíbrio de Nash se a estratégia de um jogador é a melhor resposta para as estratégias escolhidas pelos outros jogadores, e isto é válido para todos os jogadores.

Nowak et al. 2000, Page et al. 2000]. Este comportamento dos humanos é considerado irracional comparado a racionalidade teoricamente proposta pela teoria dos jogos.

Observa-se ainda que se o mesmo jogo for realizado várias vezes entre as mesmas pessoas o resultado tenderá para ofertas mais justas, já que o jogador que responde poderá rejeitar ofertas menores com o intuito de obter melhores ofertas em rodadas posteriores [Page et al. 2000].

Assim, outros fatores são importantes na análise do jogo do ultimato, tais como suas preferências sociais. [Camerer et al. 2001, Xianyu 2010]

Salienta-se também a estrutura espacial e/ou de rede para o modelo de interação de agentes é outro fator importante que influencia o resultado de jogos espaciais (i.e., quando consideram-se $n > 2$ jogadores). [Xianyu 2010, Lieberman et al. 2005, Szaba and Fáth 2007]

Para ciência social, a teoria dos jogos evolucionários pode descrever e prever com maior sucesso as escolhas dos seres humanos, uma vez que está melhor equipada para lidar com as apropriadas suposições mais fracas de racionalidade.

A teoria dos jogos evolucionários tem raízes biológicas que derivam de três fatores. Primeiro, a evolução tratada por esta teoria não precisa ser a evolução biológica. Evolução, neste contexto, pode muitas vezes ser entendida como evolução cultural, onde este se refere a mudanças nas crenças e normas ao longo do tempo. Em segundo lugar, a teoria dos jogos evolucionários utiliza um conceito de adaptabilidade ou sucesso reprodutivo diferentemente do conceito de racionalidade da teoria dos jogos. Este conceito mais fraco de racionalidade, em muitos casos, é mais apropriado para a modelagem dos sistemas sociais do que a suposição de racionalidade da teoria dos jogos tradicional. Em terceiro lugar, a teoria dos jogos evolutivos, como uma teoria explicitamente dinâmica, permite a evolução das estratégias dos agentes ao longo do tempo. A teoria dos jogos evolucionários tem sido usada para explicar muitos aspectos do comportamento humano, como: altruísmo, empatia, comportamento moral, aprendizagem social e normas sociais. [Alexander 2009]

Para a evolução das estratégias dos jogadores no modelo evolucionário e espacial do jogo do ultimato apresentado neste artigo, utiliza-se algoritmos genéticos (AGs).²

O objetivo de AGs é encontrar soluções aproximadas para problemas de grande complexidade computacional [Goldberg 1989, Laguna and Moscato 1996] mediante o processo de *evolução simulada* que possui uma manipulação *cega* dos cromossomos, ou seja, o processamento não possui nenhuma informação a respeito do problema que está tratando de resolver, exceto o valor da função objetivo.

No conceito original, a função objetivo, também conhecida por função de avaliação, é a única informação que avalia o cromossomo. Um indivíduo da população é representado por um único cromossomo, contendo a codificação (genótipo) de um candidato à solução do problema (fenótipo).

Um AG canônico funciona da seguinte forma [Aguiar 1998]: i) uma população

²AGs foram introduzidos por John Holland nos anos 60, com base na teoria do naturalista Darwin (1859), o qual afirma que os indivíduos mais adaptados ao seu ambiente possuem maior chance de sobreviver e gerar descendentes [Linden 2008].

de cromossomos se mantém ao longo de todo o processo; ii) a cada um dos cromossomos associa-se um valor de adaptação que está diretamente relacionado com o valor da função objetivo a otimizar; iii) cada cromossomo codifica um ponto no espaço de busca do problema; iv) dois cromossomos são selecionados de acordo com seus valores de adaptação para serem os geradores de duas novas configurações mediante um processo de reprodução; v) estas novas configurações ocupam, reservam, seu espaço na nova geração. Este processo é repetido tantas vezes quantas forem necessárias.

3. O Modelo Proposto

Nesta seção, apresenta-se o modelo proposto para uma abordagem evolucionária e espacial para o jogo do ultimato, com um conjunto de n agentes com preferências sociais, conectados por uma rede complexa *small-world-network*³, que define a vizinhança para cada um dos n agentes do sistema multiagente (SMA). O modelo proposto está baseado no trabalho de Xianyu [Xianyu 2010].

Cada jogo do ultimato entre dois jogadores é jogado em duas etapas, alternando os papéis de proponente e respondente entre os jogadores.

Em cada ciclo da simulação, os agentes interagem com todos os agentes de sua vizinhança, somando suas recompensas através da função de *payoff* e analisando sua utilidade estimada por funções de utilidade específicas definidas pelas preferências dos indivíduos da população.

Em cada interação entre dois agentes, o valor total a ser dividido entre eles é igual a 1 (um). Cada agente possui diferentes estratégias de jogo, respeitando, se existirem, as restrições de suas preferências sociais. A estratégia é dada por um par de números reais o_i e r_i , com $o_i, r_i \in [0, 1]$, aqui denotada por $est(o_i, r_i)$, onde: o_i é a oferta do agente i , quando atua como proponente, e r_i é um valor de reserva ou mínimo aceitável do agente i , quando este é o jogador que responde.

Em cada ciclo da simulação, os valores de oferta o_i e reserva r_i são ajustados procurando maximizar a função de utilidade adotada pelo agente, de acordo com sua preferência social. A partir do cálculo das utilidades e da análise das mesmas em diferentes estados, os indivíduos selecionam uma melhor estratégia para a condição atual.

A Função de Recompensa

Em cada jogo, se o agente i com a estratégia $est(o_i, r_i)$ interage com o agente j com a estratégia $est(o_j, r_j)$, a recompensa $p_{ij}(o_i, o_j)$ que o agente i obterá está dada pela função $p_{ij} : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, definida da seguinte forma:

$$p_{ij}(o_i, o_j) = \begin{cases} 1 - o_i + o_j & \text{se } o_i \geq r_j \text{ e } o_j \geq r_i \\ 1 - o_i & \text{se } o_i \geq r_j \text{ e } o_j < r_i \\ o_j & \text{se } o_i < r_j \text{ e } o_j \geq r_i \\ 0 & \text{se } o_i < r_j \text{ e } o_j < r_i \end{cases} \quad (1)$$

Na Eq. (1), se o agente i , quando proponente, faz uma oferta o_i que é maior ou igual do que o mínimo que o agente j está disposto a aceitar, e, por sua vez, o agente

³Uma rede Mundo Pequeno (do inglês, *small-world network*) é uma rede que possui alto grau de agrupamento e baixa distância média entre os vértices [Watts and Strogatz 1998].

j , quando proponente, faz uma oferta o_j maior ou igual ao mínimo que o agente i está disposto a aceitar, então o ganho do agente i , dado por $1 - o_i + o_j$, é o maior ganho que este agente pode obter nesta interação. Ou seja, o maior ganho para um agente é quando ocorrem as duas trocas. Similarmente, interpretam-se os outros casos da função de recompensa. Observa-se que, o último caso se refere a quando as propostas de cada um dos agentes são ambas recusadas nas duas fases do jogo. Este é o caso em que não há ganho para nenhum dos jogadores, caso em que não ocorre nenhuma troca.

A *recompensa total* (somatório das recompensas) dos agentes é obtida após cada agente ter jogado com todos os seus vizinhos.

As Preferências Sociais

Cada agente é codificado com uma das três diferentes formas de preferência social apresentadas em [Fehr and Schmidt 1999, Andreoni and Miller 2002, Xianyu 2010]:

- (i) *Nível mínimo aceitável*: agentes que possuem um valor mínimo aceitável durante as trocas;
- (ii) *Aversão à desigualdade*: agentes evitam jogadas com resultados desiguais;
- (iii) *Bem-estar social*: agentes que desejam o bem estar da comunidade.

As Funções de Utilidade

Para tomada de decisão sobre como modificar suas estratégias, cada um dos indivíduos da população se baseia na avaliação de funções de utilidades (tal como em [Fehr and Schmidt 1999, Xianyu 2010]).

Seja um agente i com preferências sociais “nível mínimo aceitável” ou “aversão à desigualdade”, número de vizinhos $m - 1$, grau de sofrimento a_i (ou inveja, quando seu retorno é menor do que os seus agentes vizinhos), grau de sofrimento b_i (ou culpa, quando o retorno do agente é maior do que os seus agentes vizinhos), e vetor de alocação de recompensas (*payoffs*) $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, onde n é o número de jogadores, então a utilidade do agente i é dada por:

$$U_i(X) = x_i - \frac{a_i}{(m-1)} \sum_{j \neq i} \max(x_j - x_i, 0) - \frac{b_i}{(m-1)} \sum_{j \neq i} \max(x_i - x_j, 0)$$

Considera-se agora o terceiro tipo de preferência social, quando os agentes se preocupam com o bem estar social dos seus vizinhos. Sejam $m - 1$ vizinhos, grau de inveja a_i , grau de culpa b_i , peso w_i do agente i sobre sua preocupação com o bem estar social dos seus vizinhos, e o vetor de alocação de recompensas $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, então a utilidade do agente i é dada por:

$$U_i(X) = x_i + w_i \sum_{j \neq i} x_j - \frac{a_i}{(m-1)} \sum_{j \neq i} \max(x_j - x_i, 0) - \frac{b_i}{(m-1)} \sum_{j \neq i} \max(x_i - x_j, 0)$$

Utilizando um Algoritmo Genético para Evolução das Estratégias dos Agentes

Neste modelo, tanto a oferta o_i como a reserva r_i do agente i podem ser ajustados em cada ciclo da simulação (após cada jogador ter efetuado um jogo completo com

todos os seus vizinhos) com intuito de maximizar a utilidade. No entanto, o agente i , quando proponente, não possui informações precisas sobre o menor valor que o outro jogador está disposto a aceitar, ou seja, não conhece o perfil do outro jogador, tratando-se assim de um jogo de informação incompleta. Para modelar o processo de evolução de estratégias dos agentes neste contexto, foi desenvolvido um algoritmo genético, baseado em [Xianyu 2010].

Cada agente é constituído por um cromossomo⁴ codificado com 14 genes

$$[g_i^0, \dots, g_i^{13}],$$

refletindo suas preferências sociais e a forma como o agente evolui suas estratégias, onde:

- g_i^0 consiste no valor de oferta o_i realizada pelo agente i , quando proponente;
- g_i^1 é o nível de reserva ou mínimo aceitável do agente i quando respondente;
- g_i^2 é o grau de sofrimento quando o retorno do agente é menor do que os seus agentes vizinhos (inveja), representando a variável a_i das funções de utilidade;
- g_i^3 é o grau de sofrimento quando o retorno do agente é maior do que os seus agentes vizinhos (culpa), representando a variável b_i das funções de utilidade;
- g_i^4 é o peso de quanto o agente i se preocupa com o bem-estar dos outros agentes, representando a variável w_i que aparece na utilidade dos indivíduos com preferência social “bem-estar social”;
- g_i^5, \dots, g_i^{13} são os elementos do vetor de probabilidades que ajustam as estratégias após cada ciclo da simulação.

Assim, cada agente tem um vetor de probabilidades

$$[g_i^5, \dots, g_i^{13}]$$

que, a cada ciclo, determina como as estratégias do agente serão modificadas para utilização no próximo ciclo. Esse vetor de probabilidades tem nove elementos correspondentes às alternativas possíveis para ajuste das estratégias o_i e r_i , que podem aumentar, diminuir ou não alterar seus valores. As modificações no vetor serão realizadas de acordo com a análise das funções de utilidade adotadas pelo agente.

Sejam, $g_i^5 = p_i^0, \dots, g_i^{13} = p_i^8$. As nove alternativas para modificar as estratégias do agente i em cada ciclo são codificadas no seu vetor de probabilidades como:

- p_i^0 é probabilidade de aumentar ambos os valores o_i e r_i ;
- p_i^1 é probabilidade de aumentar o_i e diminuir r_i ;
- p_i^2 é probabilidade de diminuir ambos os valores o_i e r_i ;
- p_i^3 é probabilidade de diminuir o_i e aumentar r_i ;
- p_i^4 é probabilidade de aumentar o_i e não alterar o valor de r_i ;
- p_i^5 é probabilidade de diminuir o_i e não alterar o valor de r_i ;
- p_i^6 é probabilidade de não alterar o valor de o_i e aumentar r_i ;
- p_i^7 é probabilidade de não alterar o valor de o_i e diminuir r_i ;
- p_i^8 é probabilidade de aumentar não alterar nem o valor de o_i nem o valor de r_i .

⁴Em AGs um cromossomo é uma estrutura de dados que representa uma das possíveis soluções do espaço de busca do problema.

A alternativa para modificar as estratégias do agente i é escolhida de acordo com o número aleatório gerado no intervalo $[0, 1]$.

Assim, o agente i é representado por:

$$[o_i \ r_i \ a_i \ b_i \ w_i \ p_i^0 \ p_i^1 \ p_i^2 \ p_i^3 \ p_i^4 \ p_i^5 \ p_i^6 \ p_i^7 \ p_i^8]$$

O vetor de probabilidades é ajustado a cada ciclo, para refletir o desempenho da escolha das alternativas de evolução das estratégias, mantendo sempre o somatório das probabilidades igual a 1.

Por exemplo, se o cromossomo que representa o agente i se adapta, evolui, de forma que o agente aumenta sua utilidade, então a probabilidade p_i^k , com $0 \leq k \leq 8$, da alternativa escolhida na rodada anterior, é aumentada e proporcionalmente as outras probabilidades são diminuídas, mantendo a soma de todas elas igual a um.

Caso contrário, quando o cromossomo não evolui, isto é, o agente não aumenta sua utilidade, então a probabilidade da estratégia p_i^k , com $0 \leq k \leq 8$, escolhida no ciclo anterior, é diminuída e proporcionalmente as outras probabilidades são aumentadas.

O modelo possui um fator denotado por f_p para determinar em quanto se aumenta ou diminui percentualmente as probabilidades do vetor de probabilidades, durante o processo de simulação. Também existe um fator f_e para determinar em quanto se aumenta ou diminui percentualmente os valores o_i e r_i que definem a estratégia do agente i .

Submetida a um processo evolucionário a população deverá conter indivíduos mais aptos. O algoritmo deste trabalho pode ser considerado como um tipo de algoritmo de aprendizado por reforço. Através do processo de evolução, as estratégias que obtêm retornos maiores tem maior probabilidade de sobreviver e alcançar mais oportunidades para uso futuro.

4. Simulações e Análise de Resultados

A implementação do modelo de Jogo do Ultimato Espacial e Evolucionário proposto neste trabalho foi realizada no Netlogo. Como explicado na Seção 3, para a distribuição das conexões entre os agentes é utilizada uma topologia de rede *Small World Network*. Foi definida uma população com indivíduos que podem assumir uma das três diferentes formas de preferência social, discutidas também na Seção 3. Os grupos (sub-redes) formados por estes indivíduos são heterogêneos quanto à preferência social e de tamanho não fixo, representado por um vetor.

Os parâmetros (culpa a_i , inveja b_i , peso w_i , fator f_p , fator f_e) definidos no modelo podem ser modificados. Para cada configuração destes parâmetros são realizadas 25 simulações. Cada simulação realizada tem 2000 ciclos. Em todas as simulações, o valor inicial da oferta o_i e da reserva r_i são aleatórios.

A população utilizada em todas as simulações compreende 900 agentes repartidos em sub-redes. Os 900 indivíduos desta população são divididos igualmente para cada uma das preferências (300 agentes apresentam restrições quanto ao “mínimo aceitável”, 300 agentes “avessos à desigualdade” e 300 agentes que desejam o “bem-estar social”).

Além das interações entre os indivíduos vizinhos dentro de uma mesma sub-rede,

em cada uma destas é escolhido um líder⁵ e o jogo do ultimato é realizado entre todos os líderes, caracterizando assim trocas entre todas as sub-redes.

Dois cenários de simulação foram utilizados.

Cenário 1:

O modelo foi parametrizado de modo que cada agente i da população:

- Ajusta a probabilidade predominante no vetor de probabilidades (aumentando ou diminuindo) em 25%;
- Ajusta (aumentando ou diminuindo) a oferta e a reserva em 50%.

Agentes i com a preferência social “mínimo aceitável” têm $a_i = 0.9$, $b_i = 0.2$ e o mínimo valor para r_i é 0.2; agentes “avessos à desigualdade” têm $a_i = 0.5$ e $b_i = 0.5$; e agentes que desejam o “bem-estar social” têm $a_i = 0.4$, $b_i = 0.3$ e $w_i = 0.2$.

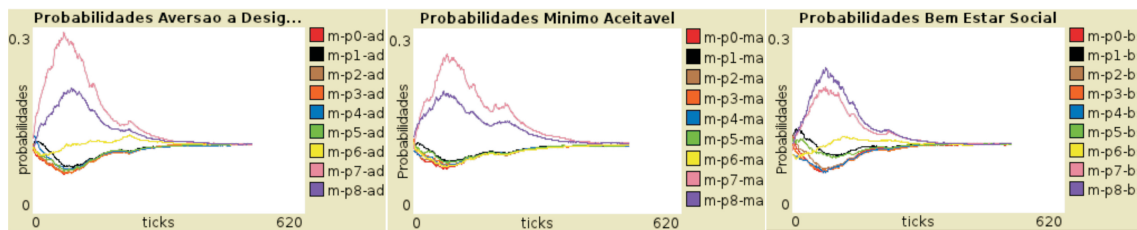


Figura 1. Aspecto geral dos vetores de probabilidades de acordo com a estratégia no Cenário 1

Como pode ser observado no exemplo de uma simulação com 2000 ciclos apresentado na Figura 1, as probabilidades que regem a tomada de decisão sobre o ajuste de oferta e reserva para cada agente estabilizam após um dado número de ciclos. O mesmo acontece, em média, com a oferta e a reserva dos agentes, de acordo com a sua preferência social, como pode ser observado na Figura 2.

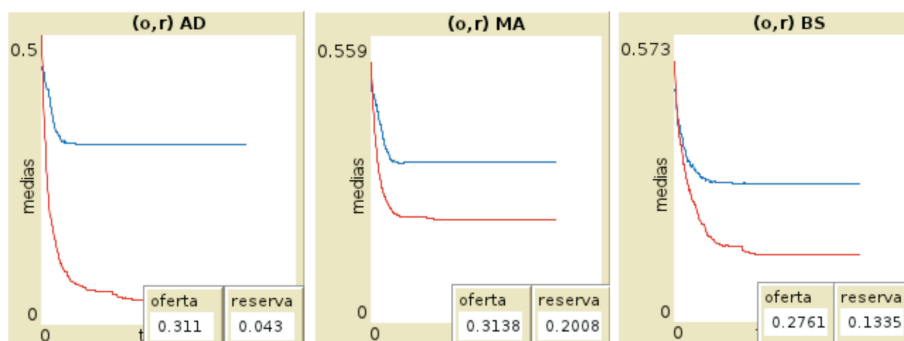


Figura 2. Aspecto geral das médias de oferta e reserva de acordo com a estratégia Cenário 1

Devido a este quadro de estabilização do sistema, criou-se um segundo cenário para a simulação e verificação das políticas de oferta e reserva.

⁵O agente com a maior utilidade entre todos os vizinhos

Cenário 2:

Neste cenário, adota-se inicialmente os mesmos parâmetros utilizados no Cenário 1. Entretanto, a cada 500 ciclos de simulação, a oferta e a reserva médias dos indivíduos em cada preferência social são replicadas em todos os agentes com a mesma preferência. A este processo chamou-se de *política de influência*. Além disso, neste momento, a topologia da rede também é alterada para verificar se a otimalidade das ofertas e reservas dependem da vizinhança.

Realizaram-se 25 simulações com este cenário. A Figura 3 mostra um exemplo de evolução do número de trocas que ocorrem durante os 2000 ciclos da simulação. É possível observar que no começo da simulação o número de vezes em que ocorrem duas trocas entre os agentes é pequeno e o número de uma e nenhuma troca é alto, consequentemente a média da utilidade destes é baixa.

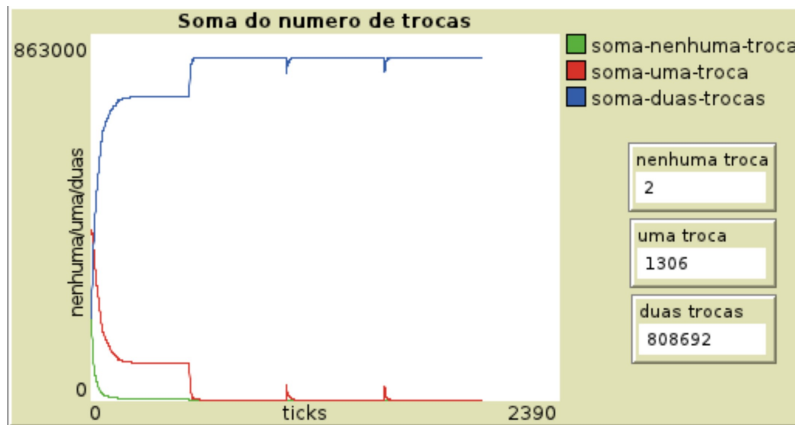


Figura 3. Número de trocas realizadas sucessivamente em diferentes redes após inclusão da política de influência no Cenário 2

Ao observar a Figura 3, é possível concluir que o número de duas trocas do sistema evolui, convergindo no final para um alto número de realizações de duas trocas implicando em uma utilidade mais alta para os agentes do SMA. Isto ocorreu porque os agentes balancearam objetivos individuais e objetivos coletivos motivando trocas com outros agentes, sejam quais forem suas preferências, sem deixar de ter estratégias direcionadas ao seu equilíbrio. Consequentemente, ocorre a otimização das utilidades da população, auto-regulando os valores econômicos da população.

A Figura 4 ilustra as utilidades alcançadas por cada uma das preferências com os parâmetros comentados anteriormente. São apresentados os valores absolutos da utilidade dos agentes em cada preferência social após 25 simulações. No gráfico com linha azul, esta representando a utilidade dos agentes “avessos à desigualdade”, o gráfico com linha vermelha representa a utilidade dos agentes com preferência social “mínimo aceitável”, e o gráfico com linha verde representa a utilidade dos agentes que preferem o “bem-estar social”.

A Figura 5 ilustra os resultados da quantidade de duas trocas, uma troca e nenhuma troca de 25 simulações realizadas no Cenário 2. A linha em azul representa a quantidade de vezes que não ocorreu nenhuma troca, a linha em vermelho representa a quantidade de vezes que ocorreu uma troca e a linha em verde a quantidade de vezes em

que ocorreram duas trocas. Portanto, no final de cada uma das 25 simulações realizadas no cenário 2, observa-se que ocorre a maximização do número de trocas bem sucedidas.

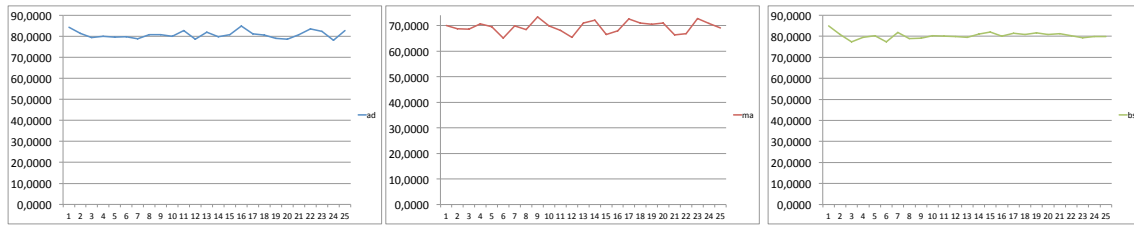


Figura 4. Níveis absolutos de utilidade para cada preferência social em 25 simulações no Cenário 2. Da esquerda para a direita: aversão à desigualdade, mínimo aceitável e bem estar social.

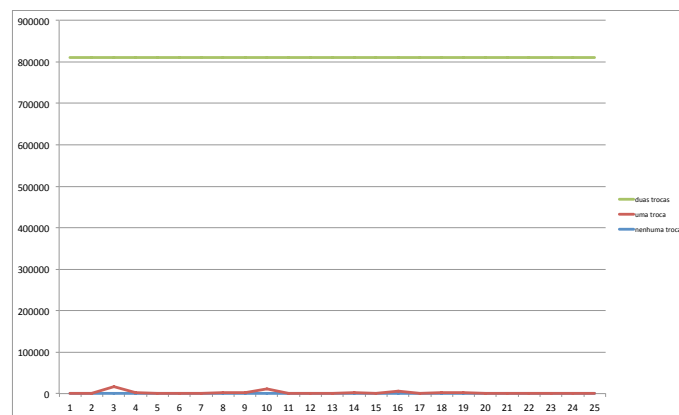


Figura 5. Resultado da quantidade de duas trocas, uma troca e nenhuma troca em 25 simulações no Cenário 2

Os resultados das simulações revelaram que a distribuição de estratégias do nível de oferta ficam concentradas no intervalo $[0.2, 0.4]$, não existindo indivíduos com outra distribuição de estratégias referentes a oferta. Isto é, os agentes convergem para níveis de oferta aproximados.⁶

Ainda neste mesmo cenário, foram realizadas outras simulações diminuindo-se 0.1 dos valores a_i e b_i referentes a cada um dos três tipos de preferência social. Notou-se que agentes com menor culpa e inveja, seja qual for sua preferência, tem um aumento significativo na utilidade final, tal como no exemplo de simulação mostrado na Figura 6.

Comparação dos resultados entre os dois cenários

Para avaliar os testes de desempenho realizados, utilizou-se o *Teste t de Student*, também conhecido como “teste t”. Analisando os resultados das simulações realizadas, definidas com mesmos parâmetros de culpa a_i , inveja b_i , peso w_i , fator f_p e fator f_e para os dois cenários, o Cenário 2 apresentou uma diferença extremamente significativa estatisticamente em relação ao Cenário 1.

⁶Observou-se que isto não ocorreu nos resultados do trabalho em [Xianyu 2010], que, embora mostraram uma concentração grande de agentes com nível de oferta no intervalo $[0.2, 0.4]$, o menor intervalo ocorrido para todas as preferências sociais referentes a estratégia do nível de oferta é $[0, 0.5]$.

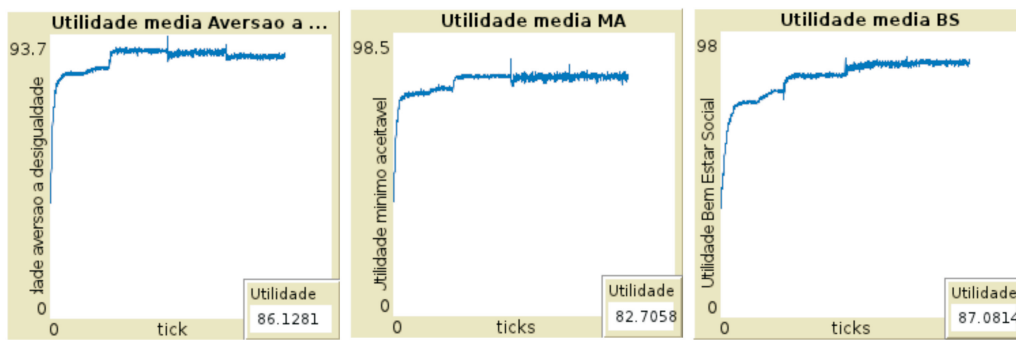


Figura 6. Aspecto geral das utilidades de acordo com novos parâmetros de a_i e b_i no Cenário 2

Foram comparados os resultados da quantidade de duas trocas realizadas e o valor final da utilidade média para cada uma das três preferências sociais. Para todas comparações avaliadas, com “teste t”, a diferença entre os dois cenários é estatisticamente significativa, pois para todos os casos há 95% de certeza de que o Cenário 2 é superior ao Cenário 1, no sentido do número de trocas efetivamente concretizadas e o valor médio das utilidades.

5. Conclusão

Este artigo apresentou uma abordagem evolucionária e espacial para o Jogo do Ultimato, para estudar o comportamento de trocas econômicas entre uma população heterogênea de agentes, visando alcançar a auto-regulação das trocas, maximizando o quantidade de trocas bem sucedidas, com o balanceamento dos objetivos individuais e coletivos.

Os agentes, organizados segundo uma rede complexa de mundo pequeno, apresentam diferentes preferências sociais, e não conhecem o perfil de seus oponentes. Embora com autonomia para alcançar seus objetivos individuais, os agentes são motivados a realizar trocas com outros agentes pela sua função de recompensa. Utilizando um algoritmo genético, os agentes evoluem suas estratégias de trocas, no sentido de aumentar consideravelmente a quantidade de trocas durante as várias etapas do jogo e, conseqüentemente, aumentar suas utilidades.

Foram utilizados dois tipos diferentes de cenários para a simulação. No primeiro cenário, foram realizadas simulações com uma combinação de parâmetros que determinam as preferências sociais dos agentes e as taxas de variação do vetor de probabilidades e das estratégias. No segundo cenário introduziu-se a política de influência, onde os valores médios das ofertas e reservas dos agentes de uma mesma preferência social, a cada 500 ciclos, são imitadas por todos os outros agentes da mesma preferência social. Além disso, as redes são reconfiguradas aleatoriamente.

Considerando os resultados dos testes de desempenho realizados com os dois cenários, conclui-se que o Cenário 2 chega a resultados melhores quanto ao quantidade de duas trocas e, conseqüentemente, obtém melhor utilidade para os agentes do SMA do que o Cenário 1.

Os resultados das simulações realizadas com o modelo proposto neste trabalho mostram que os agentes evoluem em suas estratégias, no sentido de maximizar o número

de trocas bem sucedidas, e conseqüentemente, maximizar as suas utilidades, respeitando as preferências sociais dos indivíduos.

Como trabalho futuro, pretende-se desenvolver o Jogo de Auto-Regulação de Processos de Trocas Sociais, onde consideram-se trocas não econômicas no sentido de Piaget. [Piaget 1995, Dimuro et al. 2011]

Agradecimentos

Este artigo foi financiado pela CAPES, CNPq (Proc. 476234/2011-5, 560118/10-4,305131/2010-9) e FAPERGS (Proc. 11/0872-3).

Referências

- Aguiar, M. S. (1998). Análise formal da complexidade de algoritmos genéticos. Master's thesis, PPGC da UFRGS, Porto Alegre/RS.
- Alexander, J. M. (2009). Evolutionary game theory. In *Stanford Encyclopedia of Philosophy*, Stanford. Stanford University.
- Andreoni, J. and Miller, J. (2002). Giving according to garp: An experimental test of the consistency of preferences for altruism. *Econometrica*, 70(2):737–753.
- Camerer, C. F., Ho, T.-H., and Chong, J. K. (2001). Behavioral game theory: Thinking, learning and teaching. *JOURNAL OF RISK AND UNCERTAINTY*, 19:7–42.
- Dimuro, G. P., Costa, A. C. R., Gonçalves, L. V., and Pereira, D. R. (2011). Recognizing and learning models of social exchange strategies for the regulation of social interactions in open agent societies. *Journal of the Brazilian Computer Society*, 17(3):143–161.
- Fehr, E. and Schmidt, K. M. (1999). A theory of fairness, competition, and cooperation. *The Quarterly Journal of Economics*, 114(3):817–868.
- Fiani, R. (2006). *Teoria dos Jogos*. CAMPUS.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley Publishing Company, Reading, Massachusetts.
- Kellermann, G. A. (2008). Aspectos estatísticos e dinâmicos do jogo do ultimato espacial e não espacial. Master's thesis, PPGC da UFRGS, Porto Alegre/RS.
- Laguna, M. and Moscato, P. (1996). Capítulo 3: Algoritmos genéticos. In Diaz, B. A., editor, *Las Nuevas Técnicas Heurísticas y las Redes Neuronales*, pages 67–103. Ed. Paraninfo, Madrid.
- Lieberman, E., Hauert, C., and Nowak, M. A. (2005). Evolutionary dynamics on graphs. *Nature*, 433(7023):312–316.
- Linden, R. (2008). *Algoritmos Genéticos*. Brasport, Rio de Janeiro/RJ, 2 edition.
- Nowak, M. A., Page, K. M., and Sigmund, K. (2000). Fairness versus reason in the ultimatum game. *Science*, 289(5485):1773–1775.
- Oosterbeek, H., Sloof, R., and van de Kuilen, G. (2004). Cultural differences in ultimatum game experiments: Evidence from a meta-analysis. Experimental 0401003, EconWPA.
- Page, K. M., Nowak, M. A., and Sigmund, K. (2000). The spatial ultimatum game. *Proceedings of the Royal Society of London B Biological Sciences*, 267(1458):2177–2182.
- Piaget, J. (1995). *Sociological Studies*. Routledge, London.
- Szaba, G. and Fáth, G. (2007). Evolutionary games on graphs. *Physics Reports*, 446:97–216.
- von Neumann, J. and Morgenstern, O. (1944). *Theory of games and economic behaviour*. Princeton UP.
- Watts, D. J. and Strogatz, S. H. (1998). Collective dynamics of small-world networks. *Nature*, 393(6684):440–442.
- Xianyu, B. (2010). Social preference, incomplete information, and the evolution of ultimatum game in the small world networks: An agent-based approach. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 13:2.