

Autorregulação de Processos de Trocas Sociais em SMA: um modelo de sociedade de agentes BDI evolucionários e culturais no contexto do JaCaMo

Andressa von Laer¹, Graçaliz P. Dimuro¹, Diana Adamatti¹, Marilton S. Aguiar²

¹ Programa de Pós-Graduação em Computação, Centro de Ciências Computacionais
Universidade Federal do Rio Grande (FURG)
Campus Carreiros: Av. Itália km 8 - Bairro Carreiros – Rio Grande – RS – Brasil

² Programa de Pós-Graduação em Computação
Universidade Federal de Pelotas (UFPEL)
Rua Gomes Carneiro, 1 - Centro – Pelotas – RS – Brasil

{andressavonlaer, gracaliz, dianaada}@gmail.com, marilton@inf.ufpel.edu.br

Resumo. Na literatura foi proposto um modelo híbrido evolucionário de autorregulação de processos de trocas sociais entre agentes em um sistema multiagente baseado em Teoria dos Jogos e Algoritmos Genéticos, procurando tornar os agentes independentes e reguladores dos processos de trocas com seus parceiros. Este modelo foi implementado no Netlogo. Entretanto observa-se que certas características envolvidas em trocas sociais são mais adequadamente tratadas com agentes cognitivos, como Agentes BDI (Belief, Desire, Intention). Este artigo introduz um modelo de sociedade de agentes BDI evolucionários e culturais para autorregulação de processos de trocas sociais na plataforma JaCaMo com base no Jogo de Autorregulação de Trocas Sociais, com a adição do conceito de reputação como uma crença de grupo, analisando a evolução das estratégias de troca dos agentes, o aumento de interações bem sucedidas, e a melhora dos resultados obtidos nas interações.

1. Introdução

O comportamento coletivo dos agentes é utilizado para resolver problemas em sistemas multiagentes [Woolridge 2001]. Para tornar isto possível é necessário que haja *interação* entre estes agentes e por consequência a *qualidade* destas interações é decisiva para o bom funcionamento do sistema, já que, por exemplo, uma falha de comunicação, falta de confiança, atitudes egoístas, ou uma ação desleal, podem afastar o sistema de uma solução.

Com base na *Teoria das Trocas Sociais* de Piaget [Piaget 1995], interações em uma organização social podem ser entendidas como *trocas de serviços* realizadas entre os agentes que compõem esta organização, e a respectiva *avaliação destes serviços* por parte dos agentes envolvidos [Rodrigues and Luck 2009, Grimaldo et al. 2007]. Os agentes podem ter comportamentos de trocas distintas, configurando, por exemplo, atitudes egoístas (busca de vantagens), altruístas, tolerantes, entre outras, as quais podem determinar diferentes estratégias de troca de agentes [Pereira et al. 2008a, Farias et al. 2013, Dimuro et al. 2005]. De acordo com os comportamentos dos agentes em suas interações, pode-se pensar em qualificar a sua *reputação* [Castelfranchi et al. 2000,

Castelfranchi and Falcone 1998]. Reputação é um dos conceitos oriundos das ciências sociais que pode auxiliar os agentes na escolha de parceiros em uma sociedade onde há outros agentes que podem agir de forma a prejudicar o equilíbrio da sociedade. Por exemplo, em [Schmitz 2011], foi proposta uma arquitetura de implementação para o ForTrust, um modelo teórico para o conceito de reputação entre agentes. Outros autores que tratam do conceito de reputação em sistemas multiagentes são, por exemplo, [Sabater and Sierra 2002, Huynh et al. 2006, Serrano et al. 2012, Yu and Singh 2002, Zacharia 2000]. Por outro lado, existem vários trabalhos na literatura que se preocupam com o problema da *regulação* das interações sociais em sistemas multiagentes. Por exemplo, em alguns trabalhos [Dimuro et al. 2005, Dimuro et al. 2011] o equilíbrio dessas interações é determinado de acordo com o *balanço de valores* que os agentes trocam enquanto interagem. Em geral, mecanismos para controle social podem operar de duas formas. Por um lado, regras sociais podem ser impostas por autoridades que têm a capacidade de forçar os agentes a seguir tais regras; por outro lado, regras sociais podem ser *interiorizadas* pelos agentes, de tal forma que eles seguem as regras porque estas são incorporadas pelos comportamentos dos agentes.

Em [Macedo 2013] foi proposto um modelo híbrido evolucionário de *autorregulação* de processos de trocas sociais entre agentes em um sistema multiagente baseado em Teoria dos Jogos [Fiani 2006] e Algoritmos Genéticos [Goldberg 1989], procurando tornar os agentes independentes e reguladores dos processos de trocas com seus parceiros. O modelo proposto em [Macedo 2013] foi implementado no Netlogo¹. Entretanto observa-se que certas características envolvidas em trocas sociais são mais adequadamente tratadas com agentes cognitivos, como *Agentes BDI* (*Belief, Desire, Intention*). A teoria BDI foi desenvolvida pelo filósofo Michael Bratman [Wooldridge 2000, Bratman 1999], sobre o raciocínio prático, que consiste em ponderar considerações conflitantes a favor e contra alternativas competitivas. As considerações relevantes são determinadas pelos desejos e crenças do agente.

Os *Algoritmos Genéticos* (AGs) e *Culturais* (ACs) [Reynolds 1994] situam-se dentro de um paradigma na Inteligência Artificial (IA) que acredita na possibilidade de reproduzir características humanas em uma máquina para que esta possa resolver problemas. Os AGs foram introduzidos nos anos 60 por John Holland e posteriormente desenvolvidos por alunos da Universidade de Michigan. Constituem de uma técnica de busca e otimização inspirada na seleção natural e reprodução genética (Darwinismo) [Goldberg 1989], com o propósito de estudar os fenômenos da evolução. Os AGs são a base dos Algoritmos Culturais (ACs), porém estes dispõem de um componente chamado Espaço de Crenças. Os ACs baseiam-se na ideia de que a cultura também evolui, e sua evolução é mais rápida que a genética, possibilitando uma melhor adaptação do agente ao ambiente [Reynolds and Zanoni 1992].

A questão de pesquisa que surgiu foi *a possibilidade de estudar o comportamento de um modelo BDI híbrido evolucionário de autorregulação de processos de trocas sociais em sistemas multiagentes, com base na Teoria dos Jogos e em Algoritmos Genéticos e Culturais, e que outros conceitos relacionados à consideração da cultura na sociedade de agentes poderiam ser incorporados neste modelo*. Este artigo introduz a versão inicial de um modelo de tal sociedade de agentes no contexto do JaCaMo, onde a cultura de grupo,

¹Disponível em: <http://ccl.northwestern.edu/netlogo>

baseada-se no conceito de reputação, é modelada usando artefatos do CArtAgO.

Este artigo está organizado da seguinte maneira: a Seção 2 descreve o modelo proposto neste artigo e apresenta sua implementação; na Seção 3 são apresentados e analisados os resultados obtidos; por fim na Seção 4 são apresentadas as considerações finais deste trabalho e trabalhos futuros.

2. Modelo

O modelo de jogo proposto neste trabalho toma como base o jogo apresentado em [Macedo 2013], um jogo de informação incompleta de autorregulação de processos de trocas sociais onde os agentes evoluem suas estratégias com o objetivo de maximizar o seu *fitness* através de um algoritmo evolutivo. O *fitness* é uma função que avalia o resultado material líquido das trocas com todos os agentes de seu entorno, recebendo influência de fatores que caracterizam as estratégias e atitudes de troca dos agentes, perante os resultados dos outros agentes. Neste trabalho, Algoritmos Genético e Cultural são usados, respectivamente, como base no processo de aprendizado do agente e em um espaço de crença comum a todos os agentes que influencia na tomada de decisões do jogo. A adição de um espaço de crença (ou uma cultura) comum a todos os agentes envolvidos no sistema trabalha como um Ponto Focal [Fiani 2006], servindo de referência para os agentes, já que os agentes não conhecem uns aos outros e portanto não sabem contra quais estratégias estão jogando. Em Teoria dos Jogos, um ponto focal é um elemento que se destaca entre outros e serve de referência aos jogadores para eles coordenarem suas decisões entre vários equilíbrios de Nash possíveis [Fiani 2006]. Este elemento deve ser de conhecimento comum a todos, ou seja, deve haver o compartilhamento de experiências entre os agentes. O espaço de crenças usado neste trabalho é baseado no trabalho desenvolvido em [Schmitz 2011].

O modelo foi implementado em Jason usando o conceito de Agentes e Artefatos [Ricci et al. 2008] para implementar as crenças de grupo. Foi utilizada a plataforma CArtAgO, que dá suporte a este conceito, para a implementação dos artefatos e do espaço de crença. A concepção deste modelo foi organizada em duas partes: a primeira é a base do jogo, onde ocorrem as trocas e as avaliações das mesmas, estas são tratadas como objetivos dos agentes envolvidos no sistema, enquanto os parâmetros que definem suas estratégias são tratados como crenças; a segunda é a criação das crenças de grupo (CGs) com artefatos. Por restrição de espaço o modelo BDI não é detalhado neste artigo (veja em [von Laer 2014]).

A Figura 1 mostra a sequência básica e simplificada da primeira parte, onde ocorrem as trocas entre dois agentes. Na primeira etapa do jogo o agente a realiza uma oferta com algum valor de investimento (R) para o agente b . Este gera um valor de satisfação (S) e um valor de reconhecimento (T), ou débito, ambos referentes à oferta de a . No final desta etapa o agente a acaba com um valor virtual (V), ou seja, crédito devido à ação que realizou para o agente b . A segunda etapa do jogo é semelhante a primeira porém referente a uma possível cobrança de dívida do agente a ao agente b , onde o agente a cobra do agente b um serviço relativo ao seu valor virtual (V) de crédito adquirido na primeira etapa. O agente b por sua vez possui em sua consciência um valor de débito (T) e então realiza uma oferta com valor de investimento (R) ao agente a , que por sua vez também gerará um valor de satisfação (S) referente a oferta de b . Os agentes avaliam os

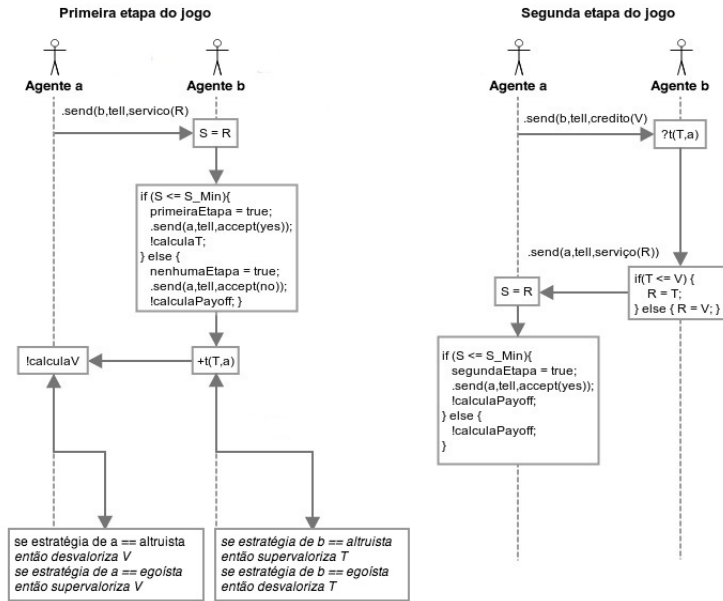


Figura 1. Sequência das trocas

serviços/ações de acordo com suas estratégias, por exemplo, um agente com estratégia de troca egoísta terá maior probabilidade de desvalorizar um serviço recebido e supervalorizar um serviço oferecido. Estes cálculos são feitos através das seguintes equações [Macedo 2013]:

Depreciação:

$$t_{ij} = (1 - k_{ij}^{dt})s_{ij} \text{ e } v_{ij} = (1 - k_{ij}^{dv})r_{ij}$$

Valorização:

$$t_{ij} = s_{ij} + (1 - s_{ij})k_{ij}^{ot} \text{ e } v_{ij} = r_{ij} + (1 - r_{ij})k_{ij}^{ov}$$

onde: $r, s \in [0, 1]$ são, respectivamente, o valor atual de investimento feito por um agente e o valor atual de satisfação pelo serviço recebido; $k^{\rho t}, k^{\rho v} \in [0, 1]$ são, respectivamente, os valores de depreciação ($\rho = d$) e valorização ($\rho = o$) do serviço recebido, usados para o cálculo de débito e crédito (t_{ij} e v_{ij}).

Na instância do jogo que é considerada para implementar/avaliar o modelo, existem cinco agentes que realizam as trocas, cada um com uma estratégia de troca diferente, são elas: altruísta, altruísta fraco, egoísta, egoísta fraco e racional. A diferença entre o altruísta e o altruísta fraco, o egoísta e egoísta fraco, está nos parâmetros menos extremos que definem sua estratégia de troca, ou seja, os valores dos mesmos são mais equilibrados em relação aos valores do agente racional, por exemplo.

A segunda parte do modelo consiste nos artefatos de crença de grupo e de reputação, que constituem a cultura da sociedade de agentes. Estes artefatos são criados no início do jogo por um agente **mediador**, que também é responsável por dar início às trocas enviando uma mensagem para todos os agentes começarem a sequência de trocas, apresentada na Figura 1. Os artefatos criados, respectivamente, armazenam as crenças enviadas pelos agentes após obter experiências nas trocas e criam a reputação dos agentes através de um método de síntese. As crenças que compõem os artefatos são propriedades observáveis, e os anúncios são tratados como uma operação de interface onde são

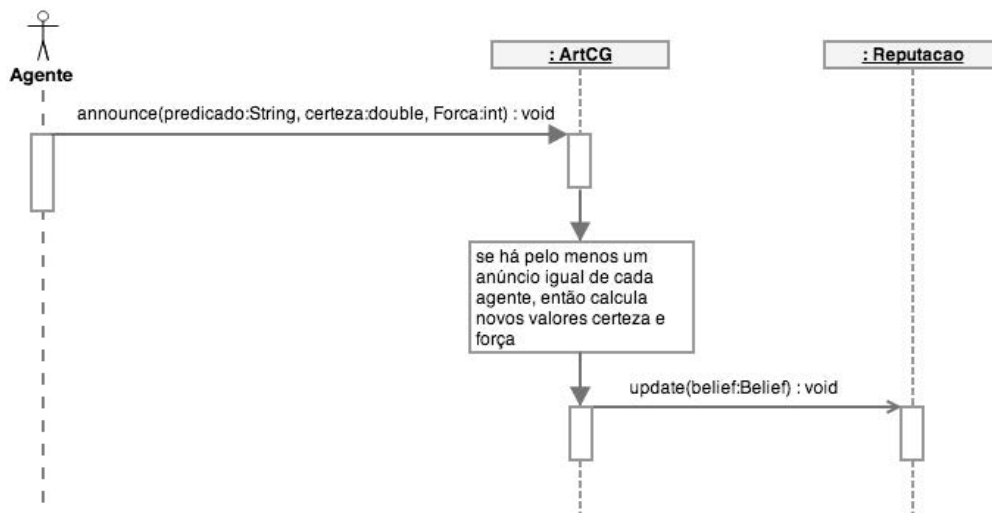


Figura 2. Sequência do método announce

passados como parâmetros: o predicado anunciado, o grau de certeza de uma crença e a força desta certeza. A composição de uma crença de grupo (CG) funciona da seguinte maneira: as regras de formação das crenças individuais se encontram dentro da mente dos agentes, as regras que formam as crenças de grupo (regras de síntese) se encontram em uma entidade externa aos agentes e a comunicação para a formação da CG é feita através de anúncios, enviados a um componente que as agrega, formando uma CG. Um anúncio é composto por um predicado, um grau de certeza e uma força, por exemplo, no anúncio personalidade ("egoísta", bob) com um grau de certeza 0.8 e força 6, o anunciante tem bastante certeza que o agente *bob* possui uma estratégia de troca egoísta, baseado em 6 experiências em trocas que teve com o agente *bob*.

Ao receber um anúncio o artefato adiciona-o à lista de anúncios, se há pelo menos um anúncio igual a este proveniente de cada agente presente no sistema, este anúncio se torna uma reputação. Este processo pode ser observado na Figura 2.

Para criar uma reputação, os valores de certeza e força são calculados através do processo de síntese e então o artefato Reputação é notificado sobre a nova crença de grupo através do método `update` (Figura 2). Caso já exista crença de grupo no artefato Reputação com o mesmo predicado, ela é substituída atualizando-se assim os seus valores de certeza e força, caso contrário é adicionada como nova crença de grupo.

Para implementar o modelo desenvolvido neste trabalho, considerou-se uma sociedade heterogênea (composta por agentes de cinco diferentes estratégias de troca), e devido a este fato, a métrica escolhida para este trabalho é a de **síntese ponderada** [Schmitz 2011], onde os anúncios são sintetizados de maneira a buscar um termo intermediário entre eles, não beneficiando assim uma sociedade somente otimista ou pessimista. A função de síntese ponderada é apresentada a seguir, onde $sinpon_p$ é a função, c é o grau de certeza, s é a força calculada e $|C_p|$ é o subconjunto contendo todos os anúncios de um predicado p .

$$\text{sinpon}_p = \langle p, c, s \rangle$$

$$c = \frac{\sum_{a \in C_p} c_a s_a}{\sum_{a \in C_p} s_a} \quad s = \frac{\sum_{a \in C_p} s_a}{|C_p|}$$

2.1. Implementação

Cada agente possui em sua base de crenças uma crença “cromossomo”, por exemplo, do agente altruísta:

$$\text{chromosome}([r(0), s(0), r_{\max}(0.8), s_{\min}(0.2), a(0.1), b(0.9), kt(0.2), kv(0.2)]) .$$

composto por parâmetros usados nas trocas que representam características dos mesmos, e entre eles há cinco parâmetros que determinam sua estratégia

$$r, r^{\max}, s^{\min}, k^{\rho t} \text{ e } k^{\rho v}$$

onde, r é o valor de investimento do agente, r^{\max} é o valor máximo que o agente pode investir, s^{\min} é o valor mínimo de satisfação que o agente aceita, $k^{\rho t}$ é usado no cálculo de quanto o agente depreciará o serviço recebido, e $k^{\rho v}$ é usado no cálculo de quanto o agente valorizará o serviço oferecido por outro agente.

Após cada troca entre agente i e j , estes calculam através de uma função *payoff* a recompensa recebida em cada troca. Cada troca consiste em duas etapas, conforme a Figura 1. Se as duas etapas forem bem sucedidas, então a recompensa dos agentes é maior. Se nenhuma etapa ocorrer, ou seja, o agente j recusou o serviço na primeira etapa, a recompensa é 0 (zero). A equação que define estes valores é a seguinte [Macedo 2013, Bo 2010, Macedo et al. 2012]:

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{1-r_{I_{ij}}+s_{II_{ij}}}{2} & \text{se } (r_{I_{ij}} \leq r_i^{\max} \wedge s_{I_{ji}} \geq s_j^{\min}) \wedge (r_{II_{ji}} \leq r_j^{\max} \wedge s_{II_{ij}} \geq s_i^{\min}) \\ \frac{1-r_{I_{ij}}}{2} & \text{se } (r_{I_{ij}} \leq r_i^{\max} \wedge s_{I_{ji}} \geq s_j^{\min}) \wedge (r_{II_{ji}} > r_j^{\max} \vee s_{II_{ij}} < s_i^{\min}) \\ 0 & \text{se } (r_{I_{ij}} > r_i^{\max} \vee s_{I_{ji}} < s_j^{\min}) \wedge (r_{II_{ji}} > r_j^{\max} \vee s_{II_{ij}} < s_i^{\min}) \end{cases} \quad (1)$$

Após um agente i jogar com todos os outros agentes presentes no sistema, ele calcula o seu grau de adaptação através da função de *fitness*, definida pela seguinte equação [Macedo 2013, Bo 2010, Macedo et al. 2012]:

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

onde x é a recompensa material de um agente, m é o número total de agentes, X é o vetor das recompensas adquiridas por cada um dos m agentes após jogar com seus vizinhos, a_i é o valor que representa o grau de tolerância do agente i ao quando o retorno dele é menor do que o de seus vizinhos (podemos chamar de inveja), e b_i é o valor que representa o grau

Tabela 1. Vetor de Ajuste

	r_i	r_i^{max}	s_i^{min}		r_i	r_i^{max}	s_i^{min}		r_i	r_i^{max}	s_i^{min}
p_i^0	↑	↑	↑	p_i^9	=	↑	↑	p_i^{18}	↓	↑	↑
p_i^1	↑	↑	=	p_i^{10}	=	↑	=	p_i^{19}	↓	↑	=
p_i^2	↑	↑	↓	p_i^{11}	=	↑	↓	p_i^{20}	↓	↑	↓
p_i^3	↑	=	↑	p_i^{12}	=	=	↑	p_i^{21}	↓	=	↑
p_i^4	↑	=	=	p_i^{13}	=	=	=	p_i^{22}	↓	=	=
p_i^5	↑	=	↓	p_i^{14}	=	=	↓	p_i^{23}	↓	=	↓
p_i^6	↑	↓	↑	p_i^{15}	=	↓	↑	p_i^{24}	↓	↓	↑
p_i^7	↑	↓	=	p_i^{16}	=	↓	=	p_i^{25}	↓	↓	=
p_i^8	↑	↓	↓	p_i^{17}	=	↓	↓	p_i^{26}	↓	↓	↓

de tolerância de i quando este recebe uma recompensa maior do que a de seus vizinhos (pode-se chamar de culpa).

Para avaliar o *fitness*, o agente compara o atual resultado com o anterior, se o *fitness* atual supera o valor do *fitness* anterior significa que a atual estratégia é melhor que a anterior, então o agente faz um ajuste no vetor de estratégias aumentando a probabilidade da atual estratégia ser escolhida novamente e aumentando ou diminuindo os parâmetros (conforme a estratégia) do cromossomo que definem sua estratégia de troca. O vetor de ajustes das estratégias é representado pela Tabela 1. Nele há 27 estratégias de ajuste, por exemplo, p_i^0 representa a probabilidade de aumentar os valores de r_i , r_i^{max} e s_i^{min} , p_i^5 representa a probabilidade de aumentar o valor de r_i , manter o valor de r_i^{max} e diminuir o valor de s_i^{min} .

Para dar início à segunda etapa na troca entre dois agentes i e j , o agente i “cobra” o j pelo serviço prestado na primeira etapa, e para isto ele envia a j o valor de crédito que se acha merecedor. Através de uma comparação entre o valor de crédito e o valor r que i investiu na primeira etapa, j é capaz de tirar uma conclusão sobre a estratégia de troca de i :

- Se $R_i > V_i$: se o valor investido por i na primeira etapa é maior que o valor de crédito que ele atribuiu a si mesmo, j conclui que i é altruísta;
- Se $R_j < V_j$: se o valor investido por i na primeira etapa é menor que o valor de crédito que ele atribuiu a si mesmo, j conclui que i é egoísta, pois supervalorizou o seu serviço oferecido;
- Se o valor investido é igual ao valor de crédito, o agente j conclui que i é um agente racional.

Feita esta análise, o agente j envia sua conclusão sobre a estratégia do agente i para o artefato de crença de grupo ArtCG através do método announce, conforme mostrado na Figura 2, para formar uma reputação sobre o agente i . Se no artefato ArtCG já existe pelo menos um anúncio de cada agente do sistema, com o mesmo predicado, então uma nova reputação é criada. Formada a reputação no artefato de Reputação, ela é adicionada às crenças do agentes, tornando-se assim uma crença de grupo comum a todos os participantes do jogo. Quando existe uma reputação que diz que um agente i é egoísta, os agentes enviam uma mensagem informando o agente **mediador**, e este envia uma mensagem ao agente egoísta informando-lhe que este não poderá participar da próxima jogada. Assim o agente egoísta não consegue evoluir seu valor de *fitness*, o que o obriga a modificar sua estratégia para poder entrar no jogo novamente, aumentando o seu

valor de investimento r e o valor máximo de investimento r_{max} , e diminuindo seu valor de satisfação mínimo s_{min} .

3. Análise das simulações

A estratégia social dos agentes é determinada através da forma como o agente se comporta perante às trocas propostas por outros agentes, pela forma como este agente determina o valor do investimento que pretende realizar, e também pelo seu grau de culpa/inveja quando compara resultados com os dos outros agentes. Conforme os resultados globais emergem na evolução no tempo, os agentes se tornam reguladores dos processos de troca.

As características avaliadas que definem cada estratégia e são determinantes na evolução são: o valor máximo que o agente pretende investir, o valor de satisfação mínima aceito quando um agente recebe um serviço/proposta e o valor de investimento que pretende realizar.

Foram definidos dois cenários diferentes, um sem as crenças de grupo, e outro com as crenças de grupo como uma “cultura” comum a todos os agentes. Em cada cenário há cinco agentes, cada um com uma estratégia diferente, e cada simulação foi realizada com 300 ciclos, em um total de 20 simulações por cenário. Conforme as duas etapas mostradas na Figura 1, dado n agentes, cada um joga com $n - 1$ agentes podendo haver zero, uma, ou duas etapas bem sucedidas em cada troca, então um ciclo de simulação é composto de,

$$n(n - 1) + w_1 + w_2 + \dots + w_n$$

de jogadas de etapas do tipo I e/ou II (bem sucedidas ou não), onde w_1 é o número de agentes com que o agente 1 tem crédito após ter realizado a primeira etapa de troca com todos os outros agentes (isto é, o número de trocas bem sucedidas para o agente 1), e analogamente definem-se w_2, \dots, w_n . Portanto, em um ciclo, o número de trocas de tipo I (bem sucedidas ou não) é $n(n - 1)$, e o número de trocas do tipo II (bem sucedidas ou não) é $w_1 + w_2 + \dots + w_n$. Observe que, se todas as trocas do tipo I foram bem sucedidas para todos os agentes, então um ciclo de simulação vai ter $2n(n - 1)$ trocas do tipo I ou II (bem sucedidas ou não).

Em ambos os cenários foi constatado que o sistema se estabiliza antes dos 300 ciclos. A Figura 3 apresenta a contagem do número de uma, duas, e nenhuma troca no estágio inicial (primeiro ciclo) e final das trocas em um intervalo de 10 ciclos. A evolução do número de duas trocas bem sucedidas é representada pela linha rosa, uma troca representada pela linha azul e nenhuma troca pela linha vermelha.

Analisando o comportamento das curvas, observa-se que a evolução nas estratégias dos agentes proporcionou o aumento no número de trocas bem sucedidas, que começa em 8 e termina em 20, e a queda na quantidade de interações sem sucesso em um curto período de tempo. A média e o desvio padrão do número de trocas é representada na Tabela 2. Na Figura 4 é apresentada a evolução do valor de fitness dos agentes no sistema em um período de 300 ciclos. O agente altruísta é representado pela linha da cor rosa, o altruísta fraco pela linha laranja, o agente racional pela linha azul, o egoísta pela linha vermelha e o egoísta fraco pela linha verde. Observa-se a evolução do valor de fitness por parte de todos os agentes presentes no sistema, todos acabam convergindo para o valor máximo de *fitness*: 1. Na Tabela 3 observa-se a média do valor de *fitness* no

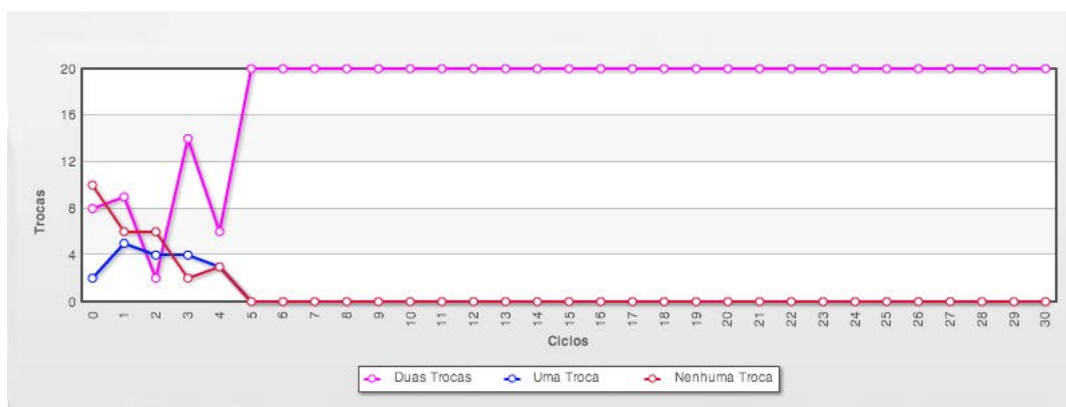


Figura 3. Evolução do número de trocas com cultura

Tabela 2. Média e desvio padrão do número de trocas com cultura

Média			Desvio padrão		
	Início	Fim		Início	Fim
Uma troca	3,65	0,1	Uma troca	2,3680	0,4472
Duas trocas	2,8	13,6	Duas trocas	3,1722	4,9672
Nenhuma troca	8,65	0,1	Nenhuma troca	3,3289	0,4472

ciclo inicial e final das simulações. Os valores do desvio padrão da evolução do *fitness* são apresentados na Tabela 4. Por fim, na Tabela 5 observa-se os valores de desvio padrão e média globais. Observa-se através da Tabela 2 que o número de duas trocas aumentou em 385,71% com cultura. Em relação as estratégias, através da Tabela 3 observa-se que o aumento do *fitness* do agente altruísta se deu em 252,49%, enquanto do agente altruísta fraco se deu em 258,20%, do agente racional em 188,94%, do agente egoísta em 385,77% e, por fim, do agente egoísta fraco em 258,58%. A estratégia que mostrou menor evolução foi a estratégia racional, enquanto a estratégia egoísta apresentou uma evolução maior.

Observou-se que no caso com cultura, o aumento do número de duas trocas foi maior (385,71%) em relação ao cenário sem a cultura (171,73%). Em relação ao *fitness*, no cenário com cultura apenas a estratégia egoísta fraco não apresentou maior aumento na média de *fitness* (343,95% sem cultura e 258,58% com cultura), as outras quatro estratégias mostraram um maior aumento em seus valores de *fitness*, como mostrado na Tabela 6. Também observa-se que em ambos os cenários, a estratégia racional foi a que mostrou menor evolução em relação as outras, enquanto as estratégias egoístas mostraram maior evolução.

4. Considerações Finais

Sistemas multiagentes [Wooldridge 2000] é uma sub-área da Inteligência Artificial focada na resolução de problemas complexos e no estudo de agentes autônomos em um universo multiagente. Vários trabalhos foram desenvolvidos [Pereira et al. 2008a, Dimuro et al. 2005] para tratar a questão da autorregulação dos agentes, ou seja, na descentralização do mecanismo de regulação do sistema. O desenvolvimento de aplicações baseadas na abordagem orientada a agentes possibilita um maior nível de abstração, uma vez que o mundo real está repleto de agentes, e tal nível de abstração

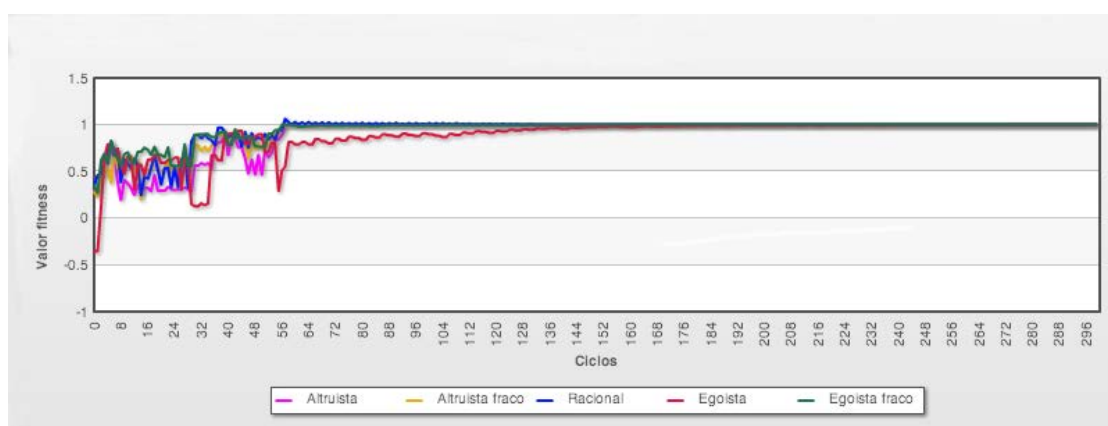


Figura 4. Evolução do valor fitness com cultura

Tabela 3. Média de fitness com cultura

	Fitness inicial	Fitness final
Altruísta	0,2784	0,9817
Altruísta fraco	0,2741	0,9818
Racional	0,3374	0,975
Egoísta	-0,3317	0,9479
Egoísta fraco	0,2767	0,9923

não é usual nas metodologias tradicionais de modelagem e implementação. Em certos sistemas multiagentes (por exemplo, utilizados em simulação social e de valores, tais como: confiança, reputação, e outras características mais subjetivas), existe a necessidade de que os agentes possuam a capacidade de raciocínio, e a Arquitetura BDI viabiliza isto na implementação de agentes conforme o modelo BDI.

Neste trabalho, a aplicação de autorregulação de trocas sociais proposta em [Macedo 2013] foi reestruturada para a arquitetura BDI utilizando a linguagem Jason e com a adição de crenças de grupo, ou seja, uma “cultura” comum a todos os agentes envolvidos no sistema tratada como um artefato do CArTAgO. Segundo a Teoria de Piaget o equilíbrio é alcançado quando ocorre reciprocidade nas trocas durante as interações, e através da evolução das estratégias os agentes maximizam seus valores de adaptação tornando-se autorreguladores dos processos de trocas e contribuindo assim para o crescimento do número de interações bem sucedidas. Foi observado nos dois cenários que todos os agentes evoluíram e contribuíram para a evolução da sociedade, e também que quando os serviços oferecidos são mais justos (ou equilibrados), maior é a quantidade de interações bem sucedidas. O número de trocas bem sucedidas aumentou relativamente em ambos os casos, resultado da autorregulação dos processos de trocas. Comparando os dois cenários foi observado que a adição da reputação como ponto focal nas trocas sociais teve a influência esperada na evolução das estratégias dos agentes e dos processos de troca. Notou-se também que o valor médio de *fitness* final foi maior para todos os agentes quando há o uso da reputação como cultura. Quando considera-se a cultura, a auto-regulação das trocas se dá em torno de 5 ciclos, enquanto que sem cultura é em 10 ciclos.

Como trabalhos futuros é possível realizar simulações com outras composições

Tabela 4. Desvio padrão do fitness com cultura

	Fitness inicial	Fitness final
Altruísta	0,0253	0,0810
Altruísta fraco	0,0112	0,0781
Racional	0,0074	0,1118
Egoísta	0,0293	0,2005
Egoísta fraco	0,1284	0,0343

Tabela 5. Desvio padrão e média globais do fitness com cultura

	Inicial	Final
Desvio padrão global	0,2800	0,0167
Média global	0,1670	0,9757

Tabela 6. Aumento do fitness por cenário

Estratégia	Sem cultura	Com cultura
Altruísta	164,32%	252,49%
Altruísta fraco	144,89%	258,20%
Racional	71,79%	188,94%
Egoísta	297,05%	385,77%
Egoísta fraco	343,95%	258,58%

da sociedade utilizando artefatos de crença em diferentes escopos além da reputação, ou criando modos diferentes dos agentes racionalizarem as crenças de grupo, explorando a capacidade do modelo. Existem outras maneiras de utilizar os artefatos de crença de grupo para implementar o modelo de reputação, por exemplo, pode haver um artefato único que recebe todos os anúncios dos membros, um artefato por crença, distribuindo a carga dos anúncios entre vários artefatos, ou até um artefato por tipo de crença.

Referências

- Bo, X. (2010). Social preference, incomplete information, and the evolution of ultimatum game in the small world networks: An agent-based approach. *J. Artificial Societies and Social Simulation*, 13(2).
- Bratman, M. E. (1999). *Intention, plans, and practical reason*. Cambridge U. Press.
- Castelfranchi, C. and Falcone, R. (1998). Principles of trust for MAS: Cognitive anatomy, social importance and quantification. In *Intl. Conf. of Multi-agent Systems (ICMAS)*, pages 72–79.
- Castelfranchi, C., Falcone, R., Firozabadi, B., and Tan, Y. (2000). Special issue on trust, deception and fraud in agent societies. *Applied Artificial Intelligence Journal*, 1:763–768.
- Dimuro, G. P., Costa, A. C. R., Gonçalves, L. V., and Pereira, D. R. (2011a). 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.
- Dimuro, G. P., Costa, A. C. R., and Palazzo, L. (2005a). Systems of exchange values as tools for multi-agent organizations. *Journal of the Brazilian Computer Society*, 11:27–40.
- Farias, G. P., Dimuro, G., Dimuro, G., and Jerez, E. D. M. (2013). Exchanges of services based on Piaget’s theory of social exchanges using a BDI-fuzzy agent model. In *Proc. BRICS Countries Congress (BRICS-CCI) and 11th Braz. Cong. (CBIC) on Comp. Intelligence*, Los Alamitos. IEEE.

- Fiani, R. (2006). *Teoria Dos Jogos*. CAMPUS.
- Goldberg, D. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. Artificial Intelligence. Addison-Wesley.
- Grimaldo, F., Lozano, M., and Barber, F. (2007). Coordination and sociability for intelligent virtual agents. In Sichman, J., Noriega, P., Padget, J., and Ossowski, S., editors, *Coordination, Organizations, Institutions, and Norms in Agent Systems III*, volume 4870 of *LNAI*, pages 58–70. Springer, Berlin.
- Huynh, T. D., Jennings, N. R., and Shadbolt, N. R. (2006). An integrated trust and reputation model for open multi-agent systems. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 13(2):119–154.
- Macedo, L., Dimuro, G., Aguiar, M., Costa, A., Mattos, V., and Coelho, H. (2012). Analyzing the evolution of social exchange strategies in social preference-based mas through an evolutionary spatial approach of the ultimatum game. In *Social Simulation (BWSS), 2012 Third Brazilian Workshop on*, pages 83–90. IEEE, Los Alamitos.
- Macedo, L. F. K. (2013). Uma abordagem evolucionária e espacial para o jogo da autorregulação de processos de trocas sociais em sistemas multiagentes. Dissertação de mestrado, FURG.
- Pereira, D., Gonçalves, L., Dimuro, G. P., and Costa, A. R. C. (2008a). Towards the self-regulation of personality-based social exchange processes in multiagent systems. In Zaverucha, G. and Costa, A., editors, *Advances in Artificial Intelligence - SBIA 2008*, volume 5249 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 113–123. Springer, Berlin.
- Piaget, J. (1995). *Sociological Studies*. Routledge, London.
- Reynolds, R. (1994). An introduction to cultural algorithm. In *Proc. 3rd Annual Conf. on Evolutionary Programming*, pages 131–139.
- Reynolds, R. and Zandoni, E. (1992). Why cultural evolution can proceed faster than biological evolution. In *Proc. Intl. Symp. on Simulating Societies*, pages 81–93.
- Ricci, A., Viroli, M., and Omicini, A. (2008). The a&a programming model and technology for developing agent environments in mas. In *Proc. 5th Intl. Conf. Programming Multi-agent Systems*, number 18 in ProMAS'07, pages 89–106, Berlin, Heidelberg. Springer-Verlag.
- Rodrigues, M. R. and Luck, M. (2009). Effective multiagent interactions for open cooperative systems rich in services. In Sierra, C., Castelfranchi, C., Decker, K. S., and Sichman, J. S., editors, *Proc. 8th Intl. Joint Conf. on Autonomous Agents and Multiagent Systems, Budapest*, pages 1273–1274, Richland. IFAAMAS.
- Sabater, J. and Sierra, C. (2002). Reputation and social network analysis in multi-agent systems. In *Proc. of AAMAS 2002*, pages 475–482. ACM.
- Schmitz, T. L. (2011). Crenças de grupo como instrumento de formação da reputação: uma arquitetura baseada em agentes e artefatos. Dissertação de mestrado, UFSC.
- Serrano, E., Rovatsos, M., and Botía, J. A. (2012). A qualitative reputation system for multiagent systems with protocol-based communication. In van der Hoek, W., Padgham, L., Conitzer, V., and Winikoff, M., editors, *Intl. Conf. on Autonomous Agents and Multiagent Systems, AAMAS 2012*, pages 307–314. IFAAMAS.
- Wooldridge, M. (2000). *Reasoning about rational agents*. MIT press.
- Wooldridge, M. (2001). *Introduction to Multiagent Systems*. Wiley, NY.
- Yu, B. and Singh, M. P. (2002). An evidential model of distributed reputation management. In *Proc. 1st Intl. Joint Conf. on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, pages 294–301. ACM Press.
- Zacharia, G. (2000). Trust management through reputation mechanisms. *Applied Artificial Intelligence*, 14:881–907.
- von Laer, A. G. (2014). Autorregulação de processos de trocas sociais em SMA: um modelo de sociedade de agentes BDI evolucionários e culturais no contexto do JaCaMo. Dissertação de mestrado, Universidade Federal do Rio Grande.