

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PELOTAS

Centro de Desenvolvimento Tecnológico
Programa de Pós-Graduação em Computação



Dissertação

Uma extensão baseada em características de redes sociais do modelo evolucionário de preferências sociais para autorregulação de agentes aplicada ao jogo do ultimato

MURIAN DOS REIS RIBEIRO

Pelotas, 2013

MURIAN DOS REIS RIBEIRO

Uma extensão baseada em características de redes sociais do modelo evolucionário de preferências sociais para autorregulação de agentes aplicada ao jogo do ultimato

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal de Pelotas, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Ciência da Computação

Orientador: Prof. Dr. Marilton Sanhotene de Aguiar
Co-orientadora: Prof^a. Dr^a. Graçaliz Pereira Dimuro

Pelotas, 2013

Dados de catalogação na fonte:
Ubirajara Buddin Cruz – CRB-10/901
Biblioteca de Ciência & Tecnologia – UFPel

A999a Ribeiro, Murian dos Reis

Uma extensão baseada em características de redes sociais do modelo evolucionário de preferências sociais para autorregulação de agentes aplicada ao jogo do ultimato / Murian dos Reis Ribeiro. – Pelotas, 2013. – 72 f: gráf. – Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Computação. Universidade Federal de Pelotas. Centro de Desenvolvimento Tecnológico. Pelotas, 2013. – Orientador Marilton Sancho tene de Aguiar; Co-orientador Graçaliz Pereira Dimuro.

1. Autorregulação de Agentes. 2. Teoria dos Jogos. 3. Trocas em Redes Sociais. 4. Sistemas Evolucionários de Informação Imperfeita. I. Aguiar, Marilton Sancho tene de. II. Dimuro, Graçaliz Pereira. III. Título.

CDD: 999.9

Banca examinadora:

Prof^a. Dr^a. Diana Francisca Adamatti

Prof. Dr. Paulo Roberto Ferreira Junior

Prof. Dr. Ricardo Matsumura de Araújo

Dedico este trabalho a meus familiares e amigos próximos.

AGRADECIMENTOS

O desenvolvimento deste trabalho só se tornou possível graças ao apoio e ajuda de uma grande quantidade de pessoas. Gostaria de agradecer primeiramente...

- aos meus pais, Ana Paula e Cláudio Roberto, pelo apoio e incentivo dado desde muito jovem a mim e minha irmã, Tamires para que nos dedicássemos aos estudos.
- à minha avó Diva, que mesmo relutante com a quantidade de horas que sempre despendi em frente ao computador, me apoiou muito na realização do mestrado.
- ao meu orientador e amigo, Marilton Sanchotene de Aguiar, que me guiou ao longo de dois anos nessa empreitada, mostrando sempre a importância do meu trabalho e me motivando.
- aos meus velhos amigos – e novos que fiz na pós-graduação –, pelo apoio e compreensão nas inúmeras horas que tive que dispensar a saída ou à ida para festas para realizar esta dissertação.
- ao Programa de Pós-Graduação em Computação, da Universidade Federal de Pelotas, que sempre deu o apoio necessário para o bom desenvolvimento das atividades acadêmicas.
- e por fim, à Capes pelo auxílio em forma de bolsa.

*Birds flying high you know how I feel
Sun in the sky you know how I feel
Breeze driftin' on by you know how I feel
It's a new dawn
It's a new day
It's a new life
For me
And I'm feeling good
Fish in the sea you know how I feel
River running free you know how I feel
Blossom on the tree you know how I feel
Dragonfly out in the sun you know what I mean, don't you know
Butterflies all havin' fun you know what I mean
Sleep in peace when day is done
That's what I mean
And this old world is a new world
And a bold world
For me
Stars when you shine you know how I feel
Scent of the pine you know how I feel
Oh freedom is mine
And I know how I feel
— NINA SIMONE*

RESUMO

RIBEIRO, Murian dos Reis. **Uma extensão baseada em características de redes sociais do modelo evolucionário de preferências sociais para autorregulação de agentes aplicada ao jogo do ultimato.** 2013. 72 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Computação. Universidade Federal de Pelotas, Pelotas.

Com o intuito de encontrar uma melhor forma de autorregulação dos agentes, este trabalho tem por objetivo principal a proposta de uma extensão baseada em características de redes sociais do modelo evolucionário de preferências sociais para autorregulação de agentes aplicada ao jogo do ultimato. Para tanto desenvolveu-se um modelo inspirado em Redes Sociais On-line e em características de confiabilidade utilizadas em sites de compra como o Ebay e o Mercado-Livre. Tendo-se como princípio, com isso, modelar um sistema que se baseasse de forma mais próxima possível de um ambiente real de indivíduos, bem como, buscando uma abordagem mais simples para solucionar o problema de trocas sociais em sistemas multiagente. Assim, o foco desta dissertação está no desenvolvimento de um modelo híbrido de agentes que é aplicado no Jogo do Ultimato (JU) e é inspirado em trocas sociais e algoritmos de descoberta de perfis em Redes Sociais Online (RSO), para auto-gerenciar suas trocas sociais (tendo por base preferências sociais), negociando dependências e resolvendo conflitos de forma a alcançar e manter o equilíbrio social. O modelo considera um conjunto de traços de personalidade que é invisível aos outros agentes da população, mas que guia indiretamente o sucesso ou o insucesso das trocas sociais. Para a validação do modelo proposto, desenvolveram-se dois cenários do Jogo do Ultimato. Um puro, onde havia apenas a evolução do modelo ao longo das iterações e outro com a inspiração em trocas em redes sociais. Para analisar a eficiência da abordagem, levou-se em consideração o número total de trocas do JU, que em ambos os casos poderiam ser zero trocas, onde nenhum dos dois agentes envolvidos aceitou a oferta do outro; uma troca, onde apenas um dos agentes envolvidos aceitou a oferta e; duas trocas, onde ambos os agentes envolvidos aceitaram as negociações. O que pôde-se perceber foi que no modelo proposto, diferentemente do modelo original, que tendeu a evoluir de forma significativa até em torno da 500^a iteração, e após este marco estabilizou-se e em alguns casos até decaiu, o novo modelo seguiu evoluindo os resultados das trocas mostrando-se mais eficiente.

Palavras-chave: Autorregulação de Agentes, Teoria dos Jogos, Trocas em Redes Sociais, Sistemas Evolucionários de Informação Imperfeita.

ABSTRACT

RIBEIRO, Murian dos Reis. **An extension based in social networks characteristics to the evolutionary model of social preference for agent self-regulation applied to the ultimatum game.** 2013. 72 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Computação. Universidade Federal de Pelotas, Pelotas.

In order to find a better form of agents self-regulation, this work aims to propose an extension based on social networking characteristics to an evolutionary preference model for self-regulation of social agents applied to the ultimatum game. For this purpose we developed a model inspired in features of online social networks as used in sites like Ebay and Mercado livre. Thus we have as starting point to model a system that were based to a real environment of individuals and has a simpler approach to solve the problem of social trade in multiagent systems. Thus, the focus of this dissertation is the development of a hybrid model of agents inspired by social exchanges and discovery algorithms profiles on Online Social Networks, to self-manage their social exchanges (based on personality), negotiating and resolving conflicts dependencies in order to achieve and maintain social equilibrium. The model considers a set of personality traits that are invisible by other agents, but indirectly guide the success or failure of social exchanges. To validate the proposed model, we developed two scenarios of the Ultimatum Game (UG). A pure, where there was only the evolution of the model during iterations and another with the inspiration of exchanges in social networks. To analyze the efficiency of the approach, we took into account the total number of exchanges in UG, which in both cases could be zero exchanges, where neither of the two agents involved accepted a bid from another; one exchange, where only one of the agents involved accepted the offer and, two exchanges, where both agents involved accepted negotiations. What could notice was that the proposed model, unlike the original model, which tended to evolve significantly until around the 500th iteration, when has stabilized and in some cases even declined, the proposed model keep evolving the results of the exchanges showing up more efficient.

Keywords: Agent Self-Regulation, Game Theory, Social Networks Exchanges, Evolutionary Systems of Imperfect Information.

LISTA DE FIGURAS

| | | |
|-----------|--|----|
| Figura 1 | Representação gráfica do Jogo do Ultimato. | 23 |
| Figura 2 | Representação esquemática de um grafo de conexões. | 28 |
| Figura 3 | Diagrama de redes exemplificando as principais topografias de rede (BARAN, 1964). | 29 |
| Figura 4 | Exemplo de uma simulação do JU utilizando o Netlogo | 35 |
| Figura 5 | Representação de uma população inicial do JU | 35 |
| Figura 6 | Representação de um agente do JU no Netlogo | 36 |
| Figura 7 | Representação da execução do modelo do Jogo do Ultimato | 38 |
| Figura 8 | Representação da evolução das preferências sociais no JU | 43 |
| Figura 9 | Representação da evolução das preferências sociais no JU | 44 |
| Figura 10 | Representação da evolução do total de trocas no JU | 46 |
| Figura 11 | Representação da execução do novo modelo do Jogo do Ultimato | 48 |
| Figura 12 | Pseudocódigo para aquisição de dados no Twitter | 50 |
| Figura 13 | Representação da codificação de um agente no novo modelo proposto para o Jogo do Ultimato | 51 |
| Figura 14 | Representação da evolução do total de zero trocas nos dois modelos do Jogo do Ultimato (quanto menor , melhor). | 58 |
| Figura 15 | Representação da evolução do total de uma troca nos dois modelos do Jogo do Ultimato (quanto menor , melhor). | 59 |
| Figura 16 | Representação da evolução do total de duas trocas nos dois modelos do Jogo do Ultimato (quanto maior , melhor). | 59 |

LISTA DE TABELAS

| | | |
|----------|---|----|
| Tabela 1 | Enunciado clássico do dilema do prisioneiro | 22 |
| Tabela 2 | Evolução dos valores médios de oferta e reserva | 45 |
| Tabela 3 | Evolução do percentual de trocas ao longo das iterações. | 45 |
| Tabela 4 | Resultados médios de <i>fitness</i> após a milésima iteração do algoritmo em comparação ao modelo inicial do Jogo do Ultimato | 56 |
| Tabela 5 | Percentual Médio de trocas até a milésima iteração do algoritmo. | 57 |
| Tabela 6 | Evolução dos valores de oferta e reserva em uma simulação do jogo do ultimato | 57 |

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

| | |
|------|---|
| JU | Jogo do Ultimato |
| JUEE | Jogo do Ultimato Espacial e Evolucionário |
| RSO | Redes Sociais On-line |
| SMA | Sistemas Multiagente |

SUMÁRIO

| | | |
|----------|---|----|
| 1 | INTRODUÇÃO | 15 |
| 1.1 | Objetivos | 17 |
| 1.2 | Organização do Texto | 17 |
| 2 | FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA | 19 |
| 2.1 | Trocas Sociais | 19 |
| 2.2 | Teoria dos Jogos | 20 |
| 2.2.1 | Jogos de soma zero e soma diferente de zero | 21 |
| 2.2.2 | Jogos simétricos e assimétricos | 21 |
| 2.2.3 | Jogos de informação perfeita e informação imperfeita | 21 |
| 2.2.4 | Dilema do Prisioneiro | 22 |
| 2.2.5 | Jogo do Ultimato | 23 |
| 2.3 | Algoritmos Genéticos | 25 |
| 2.3.1 | Funcionamento | 26 |
| 2.4 | Redes Sociais | 27 |
| 2.4.1 | <i>Small-World Network</i> | 30 |
| 2.4.2 | Descoberta de Conhecimento em Redes Sociais | 31 |
| 2.5 | Considerações Finais | 32 |
| 3 | O JOGO DO ULTIMATO NUMA ABORDAGEM ESPACIAL E EVOLUCIONÁRIA - O MODELO BASE | 34 |
| 3.1 | Introdução | 34 |
| 3.2 | A Função de Recompensa ou Utilidade | 37 |
| 3.3 | As Preferências Sociais | 39 |
| 3.4 | As Funções de <i>fitness</i> | 39 |
| 3.5 | Utilizando um Algoritmo Genético para Evolução das Estratégias dos Agentes | 40 |
| 3.6 | Simulações e Análise dos Resultados | 42 |
| 3.6.1 | Parâmetros do Algoritmo | 43 |
| 3.7 | Considerações Finais | 45 |
| 4 | O JOGO DO ULTIMATO INSPIRADO EM TROCAS EM REDES SOCIAIS | 47 |
| 4.1 | Introdução | 47 |
| 4.2 | Aquisição de dados no Twitter e uma breve análise das trocas entre usuários | 49 |
| 4.3 | Uma nova configuração para o Jogo do Ultimato | 51 |
| 4.4 | Introduzindo confiabilidade no Modelo | 52 |

| | | |
|---------|--|----|
| 4.5 | Introduzindo o recurso de <i>blacklist</i> no Modelo | 53 |
| 4.6 | Introduzindo o recurso de histórico no Modelo | 54 |
| 4.7 | Análise dos Dados do Novo Modelo | 55 |
| 4.8 | Considerações Finais | 59 |
| 5 | CONCLUSÃO | 61 |
| | REFERÊNCIAS | 64 |
| ANEXO A | DADOS BRUTOS SOBRE A EVOLUÇÃO DAS JOGADAS NO JU | 71 |

1 INTRODUÇÃO

A evolução das redes de computadores e o crescente aumento do poder computacional propiciaram o despertar da área de Inteligência Artificial (IA), na qual o desenvolvimento de software com capacidades especiais, tais como, pró-atividade, benevolência, adaptabilidade e outras, tem levado grupos de pesquisas e instituições a direcionarem seus esforços para o desenvolvimento de estruturas e mecanismo que propiciem a sua criação.

O desenvolvimento de softwares ditos inteligentes não é uma tarefa fácil, uma vez que a especificação de tais entidades pode se tornar mais complexa que a sua própria construção. Dessa forma, busca-se particionar a tarefa em entidades com capacidades reduzidas e mais simples (agentes), de forma que através da organização dessas entidades emergja uma inteligência superior à soma das capacidades individuais de todos os integrantes.

Essa abordagem é tema de estudo e desenvolvimento permanente da área de Inteligência Artificial Distribuída (IAD), mais precisamente da área de Sistemas Multiagente (SMA) (WOOLDRIDGE, 2002), e sua investigação está direcionada ao desenvolvimento de princípios e modelos computacionais para construir, descrever, implementar e analisar as formas de interação e coordenação de agentes em sociedades de reduzida ou elevada dimensão.

A capacidade de um agente interagir com outros agentes é, certamente, uma das principais características a serem consideradas na área de Sistemas Multiagente. Logo, a modelagem do raciocínio sobre as interações sociais torna-se uma das tarefas mais relevantes e difíceis nesta área.

Existem diferentes abordagens que tratam das interações entre agentes e que podem ser divididas em dois grupos: as baseadas na teoria da racionalidade e as inspiradas nas teorias sociais. Estes últimos se baseiam na ideia de que um sistema social deve apresentar dois requisitos básicos: i) uma visão autônoma do agente, que voluntariamente constrói o seu destino; ii) uma teoria persde sistema social como sistema de ação, sendo responsável pela regulação e restrição dos agentes. Estes requisitos motivam o desenvolvimento deste trabalho.

Com base nestas teorias, as interações entre agentes são modeladas como trocas de serviços entre eles, e a avaliação deste serviço dá origem aos chamados valores de trocas sociais, cujos balanços de trocas contínuas determinam o equilíbrio ou não das interações. Os agentes avaliam o investimento na realização de um serviço, assim como a satisfação associada ao recebimento de um serviço. Logo, o sistema está em equilíbrio material se os balanços entre os valores de investimento e satisfação estão equilibrados para cada agente, após uma sucessão de trocas realizadas no tempo. As trocas também geram valores de débito e crédito que garantem a continuidade das interações.

A modelagem de interações de agentes com base na teoria de trocas sociais de Piaget foi proposta inicialmente em (DIMURO; ROCHA COSTA; PALAZZO, 2005). Já o mecanismo de regulação de trocas sociais, baseado no conceito de supervisor de equilíbrio centralizado com um Processo de Decisão de Markov Qualitativo Intervalar associado, foi introduzido em (DIMURO; COSTA, 2005). Este mecanismo foi estendido para SMA baseados em preferências sociais em (DIMURO et al., 2006, 2007, 2008).

Com o trabalho de Pereira (PEREIRA, 2008; PEREIRA et al., 2008), foi possível dar o primeiro passo na direção de descentralizar o mecanismo de regulação de interações e internalizá-lo nos agentes. Para isso, foi necessário trabalhar com Processos de Decisão de Markov Parcialmente Observáveis (POMDP - Partially Observable Markov Decision Processes) (KAEBLING; LITTMAN; CASSANDRA, 1998; LOVEJOY, 1991), visto que os agentes não tinham acesso aos estados internos de outros agentes.

Observa-se, entretanto, que naquela proposta, para cada par de agentes, um sempre é o agente regulador (o que tem o mecanismo de regulação internalizado), e o outro, o agente regulado. Além disso, os traços de personalidade dos agentes são fixos e conhecidos por todos os agentes, não sendo permitido o ingresso na sociedade de agentes com traços de personalidade diferentes dos pré-estabelecidos, ou que possam sofrer modificações em seu comportamento, alterando sua personalidade no decorrer das interações.

Assim, o foco desta dissertação está no desenvolvimento de um modelo híbrido de agentes que se utiliza do Jogo do Ultimato (JU) e é inspirado em trocas sociais e algoritmos de descoberta de perfis em Redes Sociais Online (RSO) (BENEVENUTO et al., 2009; FRANCHI, 2010; SABATER; SIERRA, 2002), para auto-gerenciar suas trocas sociais (tendo por base preferências sociais), negociando dependências e resolvendo conflitos de forma a alcançar e manter o equilíbrio social.

O modelo considera um conjunto de traços de personalidade que é invisível aos outros agentes da população, mas que guia indiretamente o sucesso ou

o insucesso das trocas sociais. A seguir são especificados os objetivos desta dissertação na Seção 1.1, e por fim é descrita a organização do texto na Seção 1.2.

1.1 Objetivos

Com o intuito de encontrar uma melhor forma de autorregulação dos agentes, este trabalho tem por objetivo principal a proposta de um modelo híbrido de agentes, com regulação internalizada baseada em algoritmos de descoberta de perfis em RSO, apresentando traços de personalidade conhecidos ou desconhecidos.

Para validação do método, será comparado um modelo padrão do JU sem utilização de técnicas de descoberta de conhecimento em RSO e outro com estas técnicas. Com isso, busca-se reduzir o total de zero e uma trocas e maximizar o total de duas trocas no modelo proposto.

Mais especificamente, tem-se como objetivos:

- realizar uma análise comparativa de um sistema que use e que não use técnicas de descoberta de conhecimento e trocas sociais em redes sociais;
- propor um modelo de compartilhamento das informações de trocas e de análise de confiabilidade de agentes apropriado para a autorregulação dos agentes;
- desenvolver uma aplicação-alvo para a verificação do modelo proposto, relacionada com os trabalhos em teoria dos jogos desenvolvidos inicialmente pelo grupo de pesquisa.

1.2 Organização do Texto

O texto está dividido em três Capítulos além da Introdução. Inicialmente no Capítulo 2 é apresentada uma revisão dos trabalhos que embasam cientificamente o desenvolvimento desta dissertação de mestrado. Inicialmente será apresentada uma revisão bibliográfica sobre trabalhos relacionados à modelagem de interações em sistema multiagente, mais precisamente os sistemas inspirados na teoria das trocas sociais de Piaget. A seguir é apresentado um estudo sobre Teoria dos Jogos, com enfoque central no JU, que é o objeto de estudo deste trabalho, para então ser realizado um estudo sobre Algoritmos Genéticos e Redes Sociais, que também serviram de base para o desenvolvimento desta dissertação.

Já o Capítulo 3 apresenta o estudo de caso de um modelo de inspiração para uma abordagem evolucionária e espacial do JU, que servirá como base para a

elaboração de uma nova solução inspirada em “Trocas de Informação em Redes Sociais” (apresentado no Capítulo 4).

No Capítulo 4 são apresentadas implementações e novas soluções que foram propostas para as interações sociais no JU. Inicialmente será realizada uma ambientação do novo modelo proposto. Sendo apresentado as características e funções que compõe este modelo. Para então, serem discutidos os trabalhos que foram realizados e deram suporte para esta dissertação. Por fim serão apresentados os dados e resultados obtidos com o modelo proposto.

Por fim, no Capítulo 5 são apresentadas as observações a cerca do trabalho proposto, bem como suas conclusões e discussão sobre os trabalhos futuros que terão origem desta dissertação.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O objetivo deste capítulo é apresentar uma revisão dos trabalhos que embasam cientificamente o desenvolvimento desta dissertação de mestrado. Inicialmente será apresentada uma revisão bibliográfica sobre trabalhos relacionados à modelagem de interações em sistema multiagente, mais precisamente os sistemas inspirados na teoria das trocas sociais de Piaget. A seguir é apresentado um estudo sobre Teoria dos Jogos, com enfoque central no JU, que foi o método utilizado para validação da nova forma de abordar interações entre agentes, para então ser realizado um estudo sobre Algoritmos Genéticos e Redes Sociais, que também serviram de base para o desenvolvimento desta dissertação.

2.1 Trocas Sociais

A teoria sociológica de Piaget se baseia na visão sobre a coletividade expressa na passagem (PIAGET, 1973):

“O todo coletivo não é idêntico à soma dos indivíduos que o compõem, pois este todo exerce sobre as consciências uma coação que as modifica. Neste caso, o todo não é equivalente à soma dos indivíduos, mas à soma das relações entre os indivíduos. A partir de dois indivíduos, uma interação que acarreta modificações duráveis pode ser considerada como fato social, e a sociedade seria a expressão do conjunto destas interações entre n indivíduos.”

Piaget adota uma aproximação relacional, em que na estrutura da sociedade os relacionamentos entre os indivíduos são estabelecidos por trocas sociais entre eles. Assim as interações são compreendidas como trocas de serviços entre indivíduos envolvendo não somente a realização desse serviço por alguns indivíduos em favor de outros, mas também a avaliação de tais serviços (em vários pontos de vista) pelos indivíduos envolvidos nas trocas (PEREIRA, 2008). A avaliação de um serviço é baseada em uma escala de valores de natureza qualitativa, expressando avaliações subjetivas (DIMURO; COSTA; PALAZZO, 2005).

As trocas podem ser entendidas sob dois pontos de vista distintos. De um lado, as trocas seguem algum propósito relacionado aos objetivos dos indivíduos e/ou da própria sociedade. De outro, as trocas envolvem investimentos, ganhos e perdas de tempo, dinheiro, energia, emoções, expectativas e muitos outros elementos motivacionais e energéticos (PEREIRA, 2008).

Uma formalização operatória de troca dada por Piaget foi a troca de serviços entre sujeitos. Dessa forma, Piaget define troca como qualquer sequência de ações entre dois sujeitos, tal que um deles, pela realização de suas ações, preste um serviço ao outro (COSTA, 2003).

A teoria dos valores de trocas de Piaget é de caráter abstrato, de natureza qualitativa (p.ex., ótimo, bom, regular, ruim). Duas condições básicas de existência para a concepção do sistema de valores de trocas são necessárias para que o sistema seja um mecanismo de regulação de interações entre indivíduos de uma sociedade, garantindo a sua continuidade.

2.2 Teoria dos Jogos

A teoria de jogos pode ser definida como um tratamento de situações que envolvem conflito de interesses, buscando indicar as melhores opções, as quais sob determinadas condições, conduzirão ao objetivo desejado.

As decisões são interpretadas através de modelos de jogos de estratégia, onde há várias opções, cada estratégia possuindo um grau de risco e um pagamento que pode ser obtido, dependendo da estratégia e decisões escolhidas pelos outros jogadores (AMARAL, 2007)

Este processo é chamado de jogo e as escolhas disponíveis para seus jogadores são as estratégias (FIANI, 2006). Uma situação de interação estratégica é aquela em que os participantes, sejam indivíduos ou organizações, reconhecem a interdependência mútua de suas decisões (MACEDO, 2012).

Se em um conjunto de indivíduos, empresas, grupos, agentes, etc., envolvido em uma situação de interdependência recíproca, em que as decisões tomadas se influenciam reciprocamente, então estes se encontram em um jogo (FIANI, 2006).

A teoria dos jogos encontra aplicação em diversas áreas, como na Ciência da Computação, Economia, Jornalismo, Ciência Política, entre outras (DUTTA, 1999). Ainda em teoria dos jogos existem diferentes classes de jogos como será exemplificado a seguir.

2.2.1 Jogos de soma zero e soma diferente de zero

No jogo de soma-zero o benefício total para todos os jogadores, para cada combinação de estratégias, sempre somam zero (ou falando mais informalmente, um jogador só lucra com base no prejuízo de outro). O Poker exemplifica um jogo de soma zero (ignorando possíveis vantagens da mesa), porque o vencedor recebe exatamente a soma das perdas de seus oponentes. A maioria dos jogos clássicos de tabuleiro é de soma zero, incluindo o Go e o Xadrez.

Muitos dos jogos estudados pelos pesquisadores da teoria dos jogos (incluindo o famoso Dilema do prisioneiro) são jogos de soma diferente de zero, porque algumas saídas têm resultados combinados maior ou menor que zero. Informalmente, em jogos de soma diferente de zero, o ganho de um dos jogadores não necessariamente corresponde à perda dos outros.

2.2.2 Jogos simétricos e assimétricos

Um jogo simétrico é aquele no qual os pagamentos para os jogadores em uma estratégia particular dependem somente da estratégia escolhida, e não de quem está jogando. Se as identidades dos jogadores puderem ser trocadas sem alterar os pagamentos obtidos pela aplicação das suas estratégias, então este é um jogo simétrico. Muitos dos jogos 2×2 comumente estudados são simétricos. As representações padrões do Jogo da Galinha, do Dilema do prisioneiro, e da caça ao veado são todos jogos simétricos. Certos acadêmicos estudam variações assimétricas destes jogos, contudo, a maioria dos pagamentos deste jogos são simétricos.

Os jogos assimétricos mais comuns são jogos onde existem grupos de estratégias diferentes para cada jogador. Por exemplo, o JU e seu similar, o jogo do ditador tem estratégias diferentes para ambos os jogadores. É possível, contudo, para jogos que tenham estratégias idênticas para ambos os jogadores, que ainda assim sejam assimétricos.

2.2.3 Jogos de informação perfeita e informação imperfeita

Nos jogos sequenciais de informação perfeita, os jogadores movem-se em sequência conhecendo todos os *payoffs* do jogo. Cada jogador desenvolve um conjunto de raciocínios indutivos pensando sobre o passado e prevendo o futuro para chegar ao melhor resultado. Nesta categoria de jogos podemos ainda fazer uma segunda distinção entre jogos de informação perfeita e imperfeita, uma vez que os jogadores conheçam a história do jogo na íntegra ou não, respectivamente (WARE, 2000).

Informação perfeita é frequentemente confundida com informação completa, que é um conceito similar. Informação completa requer que cada jogador

conheça as estratégias e pagamentos dos outros jogadores, mas não necessariamente suas ações.

Já nos jogos de informação imperfeita, os jogadores não conhecem toda a história do jogo sendo por isso necessário recorrer a estratégias diversas para determinar a solução do equilíbrio.

2.2.4 Dilema do Prisioneiro

Criados por Merrill Flood e Melvin Dresher, em 1950, o dilema do prisioneiro é um problema da teoria dos jogos e um exemplo claro, mas atípico, de um problema de soma não nula. Neste problema, como em outros muitos, supõe-se que cada jogador, de modo independente, quer aumentar ao máximo a sua própria vantagem sem lhe importar o resultado do outro jogador.

As técnicas de análise da teoria de jogos padrão – por exemplo determinar o equilíbrio de Nash – podem levar cada jogador a escolher trair o outro, mas curiosamente ambos os jogadores obteriam um resultado melhor se colaborassem. Infelizmente (para os prisioneiros), cada jogador é incentivado individualmente para defraudar o outro, mesmo após lhe ter prometido colaborar. Este é o ponto-chave do dilema.

O fato é que pode haver dois vencedores no jogo, sendo esta última solução a melhor para ambos, quando analisada em conjunto. Entretanto, os jogadores confrontam-se com alguns problemas: Confiam no cúmplice e permanecem negando o crime, mesmo correndo o risco de serem colocados numa situação ainda pior, ou confessam e esperam ser libertados, apesar de que, se ele fizer o mesmo, ambos ficarão numa situação pior do que se permanecessem calados?

Um experimento baseado neste dilema descobriu que cerca de 40% dos participantes cooperaram (ficaram em silêncio). A seguir, na Tabela 1 é possível analisar a situação dos prisioneiros.

Tabela 1: Enunciado clássico do dilema do prisioneiro

| | Prisioneiro B Nega | Prisioneiro B Delata |
|----------------------|---|---|
| Prisioneiro A Nega | Ambos são condenados a 6 meses | "A" é condenado a 10 anos "B" sai livre |
| Prisioneiro A Delata | "B" é condenado a 10 anos "A" sai livre B | Ambos são condenados a 5 anos |

Para qualquer um dos prisioneiros, o melhor resultado possível é não confessar e seu parceiro ficar calado. O único problema é que ambos chegarão a conclusão: a escolha racional é trair. Essa lógica vai, desta forma, proporcionar a ambos cinco anos de cadeia. Se os dois ficassem calados, haveria um ganho maior para todos, mas a otimização dos resultados não é o que acontece no Dilema do Prisioneiro.

2.2.5 Jogo do Ultimato

A primeira experiência laboratorial realizada com o JU data de 1982 e foi realizada pelos economistas alemães Güth, Schmittberger e Schwarze. A partir da publicação deste trabalho, o JU passa a constituir objeto de interesse das mais diversas áreas de conhecimento, contando, hoje, com centenas de artigos publicados.

Caracterizado como um instrumento padrão de investigação laboratorial (ECKEL; JOHNSON; WILSON, 2002), o JU permite estudar o comportamento apresentado pelos jogadores na tomada de decisão, ao nível dos processos de negociação. Segundo (GÜTH; SCHMITTBERGER; SCHWARZE, 1982) o JU, quando realizado com poucos jogadores e em experiências pequenas, pode ser bastante útil no estudo da antecipação do comportamento dos jogadores.

Na forma mais simples do JU, 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 respondente dizer se aceita ou não. Uma representação gráfica do JU pode ser observado na Figura 1.

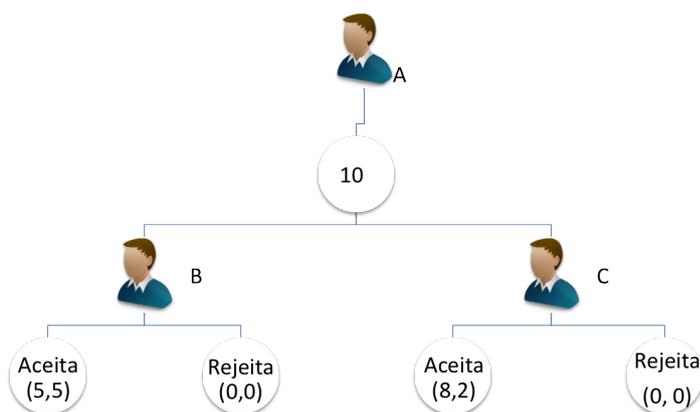


Figura 1: Representação gráfica do Jogo do Ultimato.

Na figura, o *jogador A* está dividindo o montante DEZ com os jogadores B e C. Na primeira rodada, se o jogador B aceita a oferta, ambos ficam com 5, se ele recusar, ambos ficam com zero. Na segunda jogada, quando o jogador A jogar com o jogador C, se o jogador C aceitar, o jogador A fica com 8 e o jogador C

fica com 2, se o jogador C recusar, ambos ficam com zero.

De acordo com (GÜTH; SCHMITTBERGER; SCHWARZE, 1982), a principal motivação para o estudo experimental do JU está relacionada com o evitamento de situações complexas, no estudo do comportamento dos decisores. O autor defende que deve ser realizado a partir da formulação de problemas básicos, aos quais se vai aumentando, de forma gradual, algum nível de complexidade. Em 1982, (GÜTH; SCHMITTBERGER; SCHWARZE, 1982) realizam aquela que havia de ficar conhecida como a primeira experiência com o JU. Na experiência participaram 42 estudantes universitários, distribuídos por dois grupos: um grupo de 21 proponentes e outro de 21 respondentes. Ao proponente foi pedido que dividisse um determinado montante (variável entre os 4 e os 10 Marcos), por si e pelo proponente, a quem caberia aceitar, ou rejeitar, a oferta realizada (THALER, 1988).

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 demonstraram que a solução apresentada pela Teoria dos Jogos não era capaz de explicar o comportamento dos sujeitos no JU (THALER, 1988; CHAUDHURI, 2009; VON NEUMANN; MORGENSTERN, 2007). Esta teoria, baseada no modelo normativo de decisão, defende que os sujeitos tomam as suas decisões de forma racional (VON NEUMANN; MORGENSTERN, 2007), orientados para os incentivos monetários (THALER, 1988). Posto isto, seria esperado que os proponentes realizassem ofertas positivas próximas de zero e os respondentes aceitassem qualquer montante que lhes fosse proposto. Porém, os resultados não corresponderam às previsões teóricas. Houve duas ofertas rejeitadas e a média das quantias propostas pelos proponentes, para si próprios, foi de 64.9%, enquanto a oferta modal (sete em 21 ofertas) foi no sentido de uma divisão igual. Quanto aos resultados apresentados uma semana mais tarde (repetição do jogo com os mesmos sujeitos), observou-se uma pequena diminuição no valor das propostas apresentadas; ainda assim, as ofertas foram consideradas generosas. As ofertas de 50/50 baixaram de sete para

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.

três, enquanto as rejeições aumentaram de duas para seis. A média das propostas apresentadas pelos proponentes para si próprios sofreu uma ligeira subida, de 64.9% para 69% (THALER, 1988; GÜTH; SCHMITTBERGER; SCHWARZE, 1982).

Em outra experiência com grupos de pessoas 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; SLOOF; KUILEN, 2004; NOWAK; PAGE; SIGMUND, 2000; PAGE; NOWAK; SIGMUND, 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; NOWAK; SIGMUND, 2000).

2.3 Algoritmos Genéticos

Algoritmos Genéticos constituem uma técnica de busca e otimização inspirada no princípio Darwiniano de seleção natural e reprodução genética (GOLDBERG, 1989). Tendo sido inventado por John Holland nos anos 60 e posteriormente desenvolvido por seus alunos na Universidade de Michigan em meados de 1970, a aplicação dos Algoritmos Genéticos teve como propósito dedicar-se ao estudo formal dos fenômenos de evolução, assim como é percebido na natureza (AGUIAR, 1998).

De acordo com a teoria de Charles Darwin, o princípio da evolução favorece indivíduos melhores adaptados ao ambiente, proporcionando com isso que estes tenham maior possibilidade de longevidade e reprodução. Com isso, indivíduos mais bem adaptados, tem maior possibilidade de perpetuação do seu código genético nas próximas gerações. Em algoritmos genéticos, um cromossomo é uma das estruturas de dados que representa uma das possíveis soluções do espaço de busca do problema, os cromossomos são então submetidos a um processo que inclui avaliação, seleção e recombinação sexuada (*crossover*) e mutação (PACHECO, 2011).

Algoritmos genéticos têm sido aplicados também a diversos problemas de otimização (MICHALEWICZ, 1996), tais como: otimização de funções matemáticas; otimização combinatorial; otimização de planejamento; problemas como do caixeiro viajante ou de otimização de rota de veículos; otimização de layout de circuitos; otimização de distribuição; otimização em negócios e síntese

de circuitos eletrônicos.

2.3.1 Funcionamento

Um algoritmo genético é composto por várias etapas, entre as principais estão: *Inicialização da População*, *Avaliação da População*, *Operadores Genéticos*, *Substituição* e *Critério de Parada*.

Após inicializar a população, a cada geração o algoritmo genético irá selecionar os indivíduos mais aptos, para então, aplicar sobre estes os operadores de recombinação e mutação, com isso gerando a prole que irá servir para compor a geração seguinte. Este processo será repetido iterativamente até que a condição de parada seja alcançada.

Em um algoritmo genético a população inicial é criada após a execução do operador denominado **inicialização**. A partir deste operador uma população com n indivíduos é criada, sendo que cada um desses indivíduos serão considerados como cromossomos dentro desta população.

Cada indivíduo deverá apresentar um conjunto de genes (conhecidos também como genótipo) e um conjunto de características observáveis (conhecida como fenótipo do indivíduo). Logo, o fenótipo corresponde a interação do conteúdo genético com o ambiente, sendo que esta interação é representada pelo conjunto de parâmetros do algoritmo genético.

A avaliação da população é realizada através da função de aptidão, esta, deve indicar a “qualidade” de cada indivíduo dentro da população, ou seja, o quão cada indivíduo está próximo da resolução do problema. De forma análoga ao que ocorre na natureza, em um algoritmo genético indivíduos com maior grau de adaptação tenderão a multiplicar suas características, enquanto indivíduos menos bem adaptados, tenderão a extinguir-se.

A seleção dos indivíduos da população em algoritmos genéticos tem por base o princípio da “sobrevivência dos melhores indivíduos”, ou seja, os cromossomos com as maiores probabilidades de sobrevivência são copiados, segundo (SILVA, 2001) de forma semi-randômica uma ou mais vezes, para um novo conjunto que formará a próxima geração, denominada população temporária. Os indivíduos não selecionados no processo (que apresentaram baixa aptidão) são então descartados da população.

Outras estruturas como “operadores de cruzamento”, “operadores de mutação” e “Elitismo” também são utilizadas em Algoritmos Genéticos com o intuito de melhorar o desempenho destes.

2.4 Redes Sociais

O estudo das redes sociais on-line, seja através de plataformas para o desenvolvimento dessas redes, seja pela forma como os usuários passaram a usar determinada ferramenta, remete as interações estudadas antes mesmo da existência do computador.

Através da teoria das redes que inicialmente foi proposta para encontrar a forma mais rápida de deslocar-se entre diversas ilhas, na Europa do século XVIII, estudiosos puderam começar a analisar as interações e as ligações entre os indivíduos. De forma análoga pode-se então representar uma série de indivíduos como se fossem estas ilhas, e suas ligações, ou seja, a interação entre eles, como pontes, que fariam a ligação entre as ilhas.

Conforme aponta (RECUERO, 2009):

“Os primeiros passos da teoria das redes encontram-se principalmente nos trabalhos do matemático Leonard Euler que em 1736 criou o primeiro teorema da teoria dos grafos.”

Ainda, segundo (RECUERO, 2006):

“ Um grafo é uma representação de um conjunto de nós conectados por arestas que, em conjunto, formam uma rede.”

A teoria dos grafos é uma parte da matemática aplicada que se dedica a estudar as propriedades dos diferentes tipos de grafos. A representação através de redes pode ser utilizada ainda para estudar quase todo tipo de relação e interação, por exemplo, em uma festa, poderia ser feita a catalogação de todos, ou alguns dos presentes, e construir a representação gráfica, através de um grafo, de suas interações, podendo ser aplicada ainda teorias como a dos Seis Graus de Separação, para com isso analisar como cada indivíduo relaciona-se com o outro.

Outro exemplo prático para entender um grafo seria ao analisar a propagação de um vírus de computador na Internet, como ele se dissemina, e se há uma comunicação entre as máquinas contaminadas. Um exemplo de grafo pode ser observado na Figura 2.

Os pesquisadores Jon Kleinberg e David Easley, definem ainda rede de uma forma mais minimalista (EASLEY; KLEINBERG, 2010):

“No sentido mais básico, a rede é uma coleção de objetos nos quais alguns pares desses objetos estão conectados por links”.

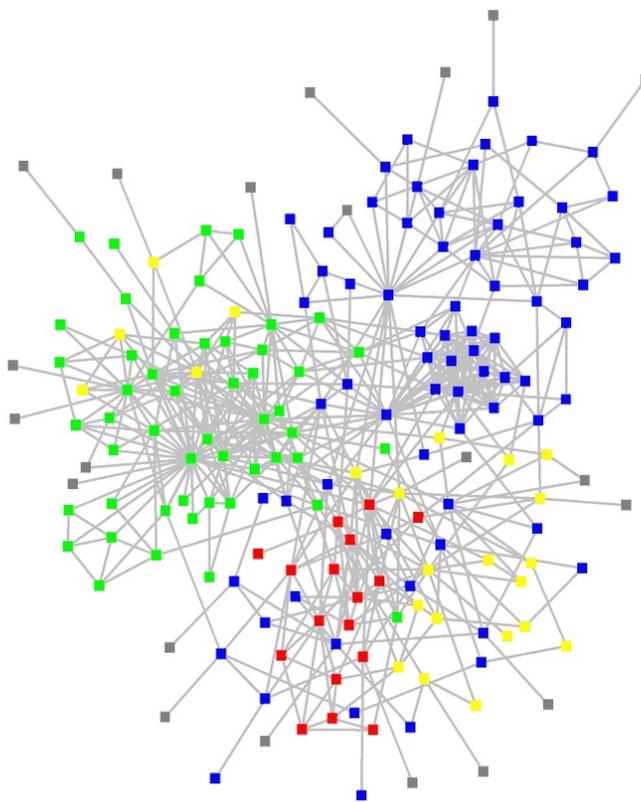


Figura 2: Representação esquemática de um grafo de conexões.

A partir desta constatação, a teoria dos grafos e suas implicações receberam força principalmente a partir dos estudos fortemente empíricos, que deram origem ao que hoje é referenciado como **Análise Estrutural de Redes Sociais** (DEGENNE; FORSÉ, 1999), (SCOTT, 1991) e (WASSERMAN; FAUST, 1994). A proposta dessa abordagem era perceber os grupos de indivíduos conectados como rede social e, a partir de teoremas dos grafos, extrair propriedades estruturais e funcionais da observação empírica.

O estudo das redes receberam novamente atenção a partir da publicação de trabalhos de autores como Barabási, Barabási e Albert, Watts, Watts e Strogats, dentre outros, no final da década de 90 e início dos anos 2000 (RECUERO, 2009). Com grande crescimento em diversas áreas desde então, a abordagem de redes também encontrou eco nos estudos dos agrupamentos sociais no ciberespaço. Um dos grupos que trabalha esta perspectiva está na universidade de Toronto, chancelado por Barry Wellman, autor da maior parte dos estudos mais citados acerca das redes sociais no ciberespaço (WELLMAN; GULIA; MANTEI, 1997) (WELLMAN; CHEN; WEIZHEN, 2002) (GARTON; HAYTHORNTHWAITE; WELLMAN, 1997).

O estudo de redes sociais, de uma forma mais ampla, é o estudo dos “agru-

pamentos sociais estabelecidos através da interação mediada pelo computador” (RECUERO, 2006). Uma rede social é formada por dois elementos, os atores (pessoas, instituições ou grupos que formam os nós da rede) e suas conexões (as relações que se estabelecem entre os indivíduos) (RECUERO, 2006). Ainda nesta classificação pode-se categorizar as redes com três topografias principais, que são elas: *Rede Centralizada*, *Rede Descentralizada* e *Rede Distribuída*.

Na *rede centralizada* tem-se apenas um nó (que pode ser por exemplo um indivíduo ou um computador) realizando a conexão entre diversos outros indivíduos. Em uma rede centralizada tem-se então uma conexão um-com-todos, com a presença de um hub central que realizaria essas conexões. Já em uma *rede descentralizada* existem vários nós centrais que ligam-se entre si. E por fim, na *rede distribuída* existe uma ligação homogênea entre todos os nós. Uma breve representação gráfica destas estruturas de rede pode ser observada na Figura 3.

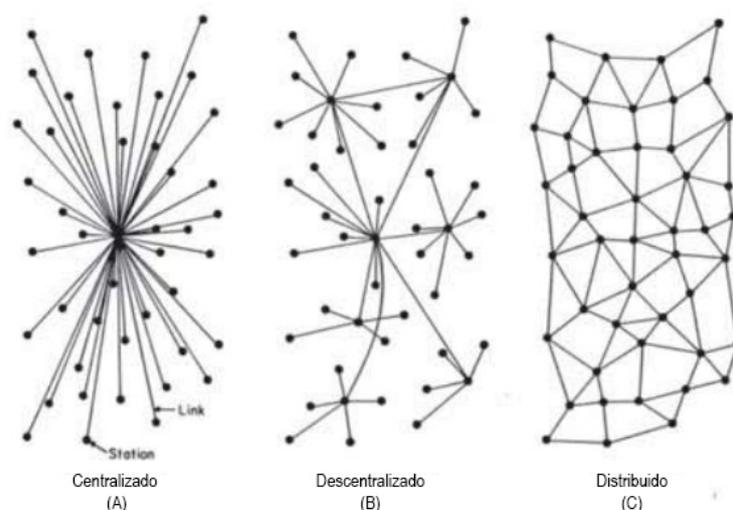


Figura 3: Diagrama de redes exemplificando as principais topografias de rede (BARAN, 1964).

Em meados da década de 90, a Internet começou a popularizar-se, não sendo mais uma rede que ligava apenas universidades e cientistas, seu uso comercial era estudado e logo que isso concretizou-se, por volta de 1995, começaram a surgir ferramentas de redes sociais on-line. A primeira delas foi o SixDegrees.com, em 1997, que permitiu aos usuários criarem perfis, listar os amigos e posteriormente navegar na lista de amigos (RIBEIRO, 2009). Antes do SixDegrees.com, já existiam outros aplicativos para comunicação na internet que possibilitavam a criação de perfil, no entanto, foi ele que possibilitou que as listas

de contatos dos indivíduos fossem públicas (BOYD; ELLISON, 2001).

Boyd e Ellison (2007) definem ainda que RSO são serviços da web que possibilitam (BOYD; ELLISON, 2001):

“(1) construir um perfil público ou semipúblico delimitado pelo sistema, (2) articular uma lista de outros usuários com os quais eles compartilham uma conexão, e (3) ver e cruzar suas listas de conexões e aquelas feitas por outros no sistema.”

Conforme (RECUERO, 2009), no passado as redes eram vistas como objetos estruturais, com propriedades fixadas no tempo. Os novos estudos mostraram que elas são, na verdade, elementos dinâmicos que trouxeram a percepção da estrutura não como determinante, mas como mutante no tempo e no espaço, um caráter ubíquo. E para compreendê-las é preciso entender a dinâmica, sua construção e manutenção. Essas dinâmicas são dependentes das interações totais que abarcam uma rede (organização) e podem influenciar diretamente sua estrutura.

2.4.1 *Small-World Network*

A rede Mundo Pequeno (*small-world network* em inglês) é uma rede que possui alto grau de agrupamento e baixa distância média entre os vértices. Outro fator de grande relevância para o estudo das redes de mundos pequenos, descoberto por (GRANOVETTER, 1973) é que os laços fracos tem mais importância na manutenção da rede social do que os laços fortes. Os laços fracos seriam constituídos pelas interações mais pontuais e superficiais, enquanto que os fortes, pelas relações de amizade e intimidade. Outro ponto destacado por Granovetter ainda, seria que as pessoas que compartilham laços fortes (de amigos próximos, por exemplo) geralmente participam de um mesmo círculo social (de um mesmo grupo que seria altamente conectado).

O fenômeno dos mundos pequenos desperta o interesse de diversos pesquisadores. (MILGRAM, 1967) realizou a primeira abordagem experimental desse problema, por meio do envio de uma série de cartas rastreáveis de pontos de origem situados no Kansas e em Nebraska para um ou dois destinatários em Boston. Essas cartas só poderiam ser enviadas para pessoas que os remetentes conhecessem pelo primeiro nome e deveriam ser reenviadas por esses destinatários da mesma forma exigida para os primeiros remetentes. Milgram conseguiu rastrear tanto as características demográficas quanto as das pessoas que participaram desse experimento. Os resultados indicaram que havia um comprimento médio da cadeia entre correspondentes de aproximadamente seis, o que deu suporte à noção dos “seis graus de separação”, que até hoje surpreende, porque a construção consciente dessas cadeias de intermediários é muito

difícil de ser realizada.

Em um estudo clássico sobre como as pessoas conseguiam se empregar nos diferentes mercados de trabalho, (GRANOVETTER, 1973) desenvolveu os princípios da teoria da força das ligações fracas. Partindo de sua motivação pessoal causada pela leitura de trabalhos de Rapoport e Horvath em 1951, observou um tema importante e pouco explorado as ligações fracas são instrumentos cruciais que as pessoas precisam ter para a total coesão social.

2.4.2 Descoberta de Conhecimento em Redes Sociais

Um estudo aprofundado da teoria das redes sociais foi realizado em (RIBEIRO, 2012). Atualmente, várias abordagens têm sido propostas a fim de desenvolver sistemas que detectam o conhecimento que cada usuário precisa (BORGHOFF; PARESCHI, 1997). Normalmente, eles são baseados na medição da similaridade entre as competências dos membros da comunidade. O que faz com isso, que seja requerido a manutenção de algum tipo de perfil de usuário. Logo, vários sistemas multiagente têm sido desenvolvidos para servir estes fins.

Nestes modelos os agentes agem em nome de membros da comunidade, mantendo perfis ou encaminhando perguntas aos agentes de outros membros como, por exemplo, os modelos apresentados em Marte (YU; SINGH, 2000) ou em *i2CAT Collaboratory* (VÁZQUEZ et al., 2001).

Conforme aponta (FRANCHI, 2010) os primeiros trabalhos com particular relevância sobre o desenvolvimento de software que suportam redes sociais e sistemas multiagente foram: i) o trabalho de (FONER, 1997), com o sistema Yenta, que buscava construir automaticamente grupos de interesse e coligações na Internet; e, ii) o trabalho de (KAUTZ; SELMAN; SHAH, 1997) com o sistema ReferralWeb, que tinha como princípio buscar semelhanças entre os usos da rede e realizar recomendações.

Atualmente, os sistemas presentes nas redes sociais baseados nas preferências do usuário também compartilham algumas características com estas ferramentas. Por exemplo, os agentes no sistema Firefly ou no sistema Yenta (FONER, 1997) usam a semelhança de perfil como um critério para encontrar possíveis parceiros, o que é a base para a localização de conhecimentos dentro de uma comunidade (VIVACQUA, 1999).

Além disso, um aspecto muito importante para a descoberta de perfis é a análise da reputação de agentes. O estudo e modelagem de reputação tem atraído o interesse de cientistas de diferentes áreas, tais como: a sociologia (HAGE; HARARY, 1996; BUSKENS, 1998), a economia (CELETANI et al., 1966; NICOLINI; MARIMON; TELES, 2000), a psicologia (BROMLEY,

1993; KARLINS; ABELSON, 1970) e a ciência da computação (CASTELFRAN-CHI; FALCONE, 1998; ABDUL-RAHMAN; HAILES, 2000; ZACHARIA; MOUKAS; MAES, 2000).

A reputação é formada e atualizada ao longo do tempo com a ajuda de diferentes fontes de informação. Até agora, os modelos computacionais de reputação têm considerado duas fontes diferentes: i) as interações diretas e ii) as informações fornecidas por outros membros da sociedade a partir das experiências que tiveram no passado (SABATER; SIERRA, 2001; SCHILLO; FUNK; ROVATSOS, 2000; YU; SINGH, 2000; ZACHARIA; MOUKAS; MAES, 2000).

Como aponta (SABATER; SIERRA, 2002), esses sistemas tem a característica de não levar em consideração uma terceira fonte de informação que pode ser muito útil. Como uma consequência direta das interações, é possível (mesmo em sociedades simples) identificar diferentes tipos de relações sociais entre seus membros.

2.5 Considerações Finais

O presente capítulo teve por objetivo realizar um apanhado bibliográfico sobre diversas teorias que serão utilizadas para o desenvolvimento desta dissertação. Inicialmente realizou-se um estudo acerca das teorias das trocas sociais de Piaget, nela, o autor defende que as trocas podem ser entendidas sob dois pontos de vista distintos. De um lado, as trocas seguem algum propósito relacionado aos objetivos dos indivíduos e/ou da própria sociedade. De outro, as trocas envolvem investimentos, ganhos e perdas de tempo, dinheiro, energia, emoções, expectativas e muitos outros elementos motivacionais e energéticos. Tal embasamento científico serviu como base, para que no capítulo seguinte seja elaborado um modelo de jogo com essas perspectivas.

Posteriormente, foi apresentado um estudo sobre teoria dos jogos, que é um ramo da ciência que estuda situações que envolvem conflito de interesses, buscando indicar as melhores opções, as quais sob determinadas condições, e conduzirão ao objetivo desejado, sendo abordado o “dilema do prisioneiro”, – que é representado por dois jogadores que podem ou não confessar um crime, sendo que eles tem penalidades diferentes para cada atitude que tomarem – e posteriormente o “JU” – jogo onde dois jogadores precisam dividir uma certa quantidade de dinheiro – que servirá como base para o desenvolvimento prático da dissertação.

Em seguida, foi apresentado um estudo sobre algoritmos genéticos – que constituem uma técnica de busca e otimização inspirada no princípio Darwiniano de seleção natural e reprodução genética – que será usado para a evolução do

sistema proposto no capítulo seguinte.

Por fim, é apresentado um estudo sobre redes sociais, desde seu surgimento com a teoria dos grafos, até o surgimento das primeiras redes sociais on-line, bem como realizado um estudo sobre topologias de rede (sejam elas sociais ou não). Esta seção tem forte caráter inspiratório, já que o modelo apresentado na última parte deste trabalho, teve por finalidade imitar o comportamento de indivíduos em redes sociais para que se pudesse obter melhores resultados no objeto de pesquisa estudado. Ainda nesta seção é apresentado um breve estudo sobre a topologia de rede Small-World Network, que foi a topologia utilizada para configurar a rede de agentes.

A seguir será apresentado um modelo que foi desenvolvido tendo por base a junção das teorias citadas neste capítulo, com o intuito de validar e descobrir se uma possível utilização de inspiração em RSO tem influência na evolução de sistemas multiagentes. Para tanto desenvolveu-se um modelo de trocas baseados no JU e inspirados nos trabalhos de (XIANYU, 2010) e (MACEDO et al., 2012).

3 O JOGO DO ULTIMATO NUMA ABORDAGEM ESPACIAL E EVOLUCIONÁRIA - O MODELO BASE

Nesta seção, apresenta-se o modelo de inspiração, proposto por (XIANYU, 2010) e implementado em (MACEDO et al., 2012), de uma abordagem evolucionária e espacial para o JU. Este modelo servirá como base para a proposta de uma nova solução inspirada em “Trocas de Informação em Redes Sociais” (a ser apresentada no Capítulo 4).

3.1 Introdução

Diferentemente de um modelo clássico do JU, o modelo proposto por (XIANYU, 2010), que serviu como base para o desenvolvimento da primeira metade deste trabalho, é representado por uma partida entre dois jogadores que é jogada em duas etapas, alternando os papéis de proponente e respondente entre os jogadores.

Ainda, apresenta um conjunto de n agentes com preferências sociais, conectados por uma rede complexa *small-world network*, que define a vizinhança para cada um dos n agentes do sistema multiagente (SMA).

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

Inicialmente no modelo – que foi desenvolvido utilizando o Netlogo – são definidos parâmetros básicos para a criação da população. Entre estes parâmetros estão: i) a especificação do tamanho da população de jogadores; ii) as características próprias de cada perfil de jogadores; iii) a rede ao qual os agentes farão parte, e iv) a constituição da vizinhança de cada agente. Optou-se por gerar aleatoriamente a rede *small-world* e a estrutura de vizinhança de cada agente. Um exemplo da interface do ambiente de simulação pode ser observado na Figura 4.

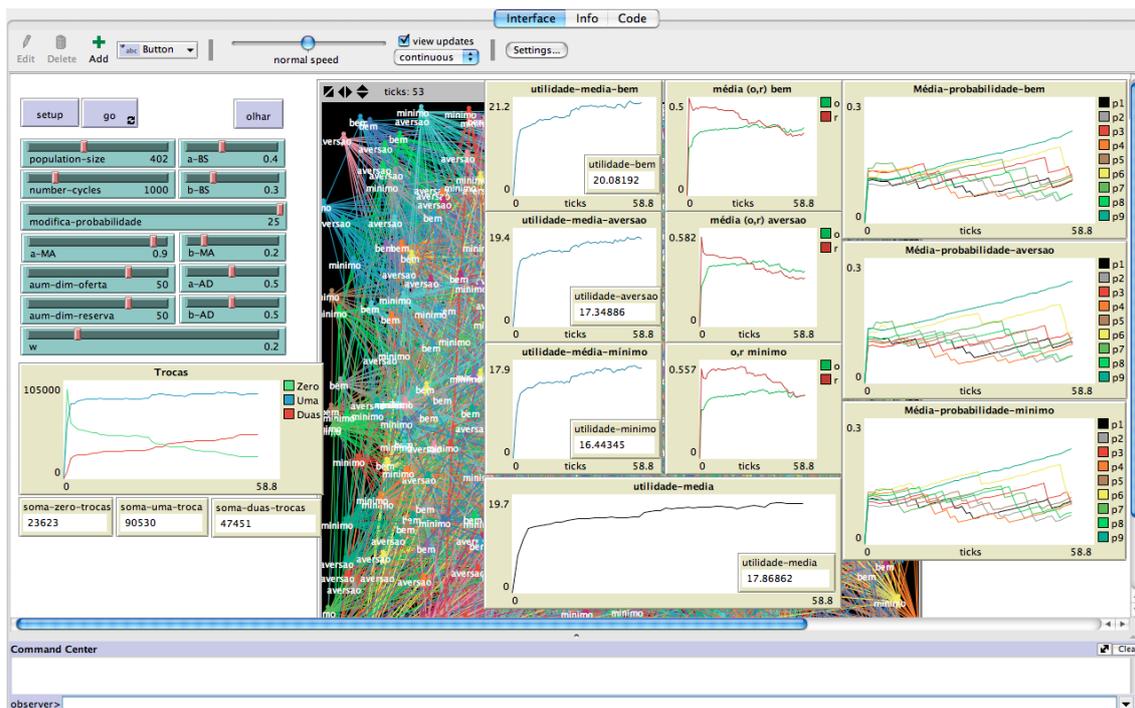


Figura 4: Exemplo de uma simulação do JU utilizando o Netlogo

Na Figura 5 pode ser observada uma representação gráfica da rede formada pela população inicial de agentes, bem como, as redes no qual cada agente faz parte.

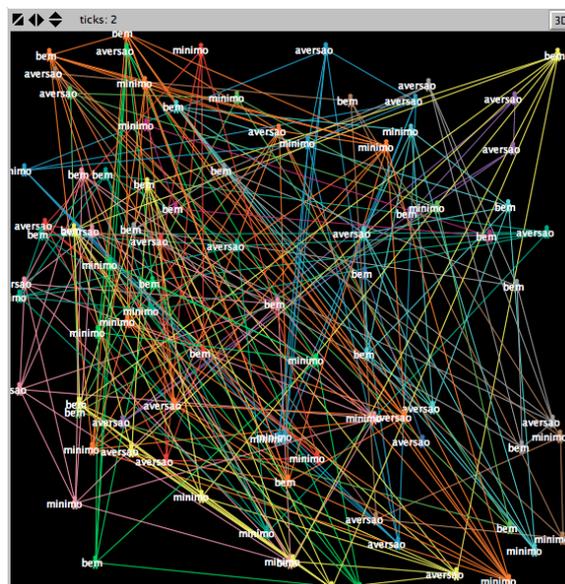


Figura 5: Representação de uma população inicial do JU

Em cada uma destas subredes escolhe-se o melhor indivíduo da população para que joguem entre si. Ainda quanto as características da criação da população cada agente – ou *turtle* como é conhecido no Netlogo – a variável *who* serve como identificador do agente, a variável *color* que identifica a cor do agente e é utilizada para criar as subredes; duas variáveis *xcor* e *ycor* que tem como objetivo localizar o agente dentro do espaço destinado à população no Netlogo; uma lista *cromossomo* onde é são armazenadas todas as informações do agente como oferta, reserva, táticas de jogo etc.

Uma lista chamada *smallcolors* é responsável por armazenar quais indivíduos farão parte da rede de jogadores do agente; uma variável *oferta-media* armazena a média de ofertas de toda a rede do agente; uma variável de *utilidade* que tem como objetivo calcular o quão eficiente foi a jogada do agente com a população; uma variável *pij-xi* que representa a soma dos ganhos obtidos com a troca com outros agentes, e duas variáveis *oi-ant* e *ri-ant* que servem para armazenar os valores anteriores utilizados na jogada caso a jogada atual tenha sido menos bem sucedida que a anterior. Pode-se observar a representação de um agente feito no Netlogo na Figura 6.

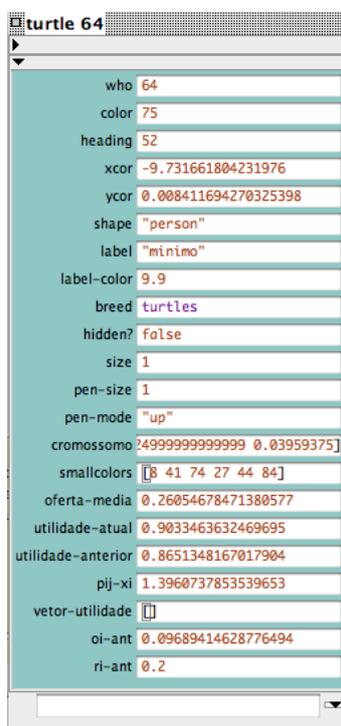


Figura 6: Representação de um agente do JU no Netlogo

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 *fitness* adotada pelo agente, de acordo com sua preferência social. A partir do cálculo do *fitness* e da análise das mesmas em diferentes estados, os indivíduos selecionam uma melhor estratégia para a condição atual.

Em forma de pseudocódigo, pode-se entender a execução do modelo da seguinte forma:

1. Cria-se a população e aplicam-se as preferências sociais a cada agente;
2. Cria-se a Rede de Mundos Pequenos (estrutura de vizinhança);
3. Agentes jogam entre si;
4. Realizam-se as jogadas entre os melhores integrantes de cada subrede;
5. Calcula-se a Utilidade;
6. Calcula-se o *fitness*;
7. Calcula-se a oferta e reserva média bem como o *fitness* médio;
8. Por fim, verifica-se se a escolha da estratégia foi bem sucedida:
 - (a) Caso tenha sido: investe-se na mesma estratégia (aumentando a probabilidade da referida estratégia);
 - (b) Caso não tenha sido: Diminui-se o valor da probabilidade desta estratégia e aumenta-se igualmente o valor das demais estratégias.
 - (c) Define-se o valor da função de *fitness* anterior como valor atual e substitui-se o valor de oferta e reserva pelos valores anteriores (com *fitness* maior).

O fluxograma do modelo pode ser observado na Figura 7.

3.2 A Função de Recompensa ou Utilidade

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 é dada pela função $p_{ij} : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, definida pela Equação 1.

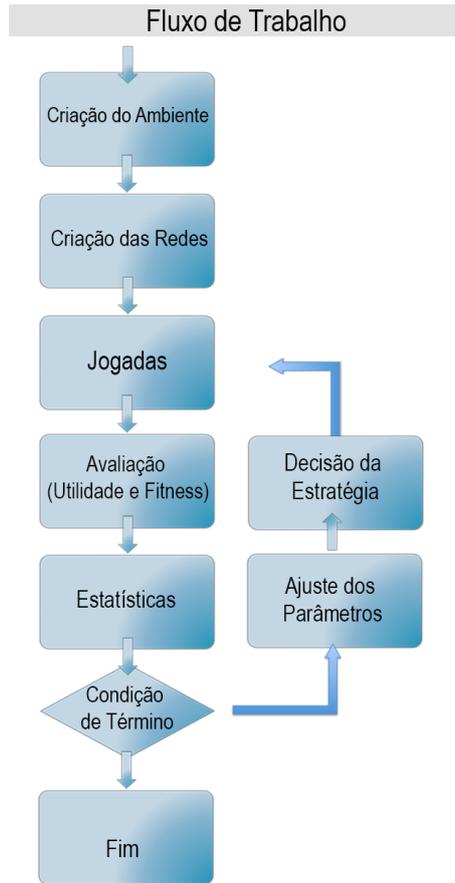


Figura 7: Representação da execução do modelo do Jogo do Ultimato

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

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 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 os dois agentes aceitam as ofertas. A próxima possibilidade é quando apenas a primeira jogada é bem sucedida, nesta situação o ganho é dado pela equação $1 - o_i$. A terceira opção é quando apenas a segunda jogada é bem sucedida, isso resulta em um ganho igual a o_j , por fim, a última opção é quando nenhum dos dois agentes aceitam as jogadas, não existindo assim trocas, o que resultará em um ganho igual a 0.

A *recompensa total* (somatório das recompensas) dos agentes é obtida após

cada agente ter jogado com todos os seus vizinhos e é representada no agente como a variável $p_{ij}x_i$.

3.3 As Preferências Sociais

Cada agente é codificado com uma das três diferentes formas de preferência social como apresentadas em (FEHR; SCHMIDT, 1999; ANDREONI; 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.

No primeiro caso, na preferência de *nível mínimo aceitável* o agente terá um valor fixo nas iterações do algoritmo onde não serão permitidas jogadas inferiores àquela quantidade. Neste caso o agente é rígido quanto as ofertas que aceita, pois é regido tanto pelo seu *valor mínimo* quanto por sua *reserva* (que nunca será inferior a este valor mínimo).

Já no segundo caso, na condição de *aversão à desigualdade*, os agentes buscarão jogadas onde a sua recompensa final seja maior com valores de oferta próximos de valores de reserva do outro agente. Uma jogada ideal neste caso seria uma oferta de 50% do montante para o outro agente (o que representaria 0.5, já que o valor total inicial é 1).

Por fim, na condição de *bem estar social* o agente tem como característica ter recompensas boas, mesmo que nas jogadas ele venha a ficar em prejuízo. Por exemplo, entre uma divisão de 1 o agente poderia reservar apenas 0.2 para ele, ofertando 0.8 para seu vizinho, e mesmo assim sairia satisfeito (o que é medido pela função de *fitness*) da troca.

3.4 As Funções de *fitness*

Para tomada de decisão sobre como modificar suas estratégias, cada um dos indivíduos da população se baseia na avaliação de funções de *fitness* (tal como em (FEHR; 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 o *fitness* do agente i é dado 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 o *fitness* do agente i é dado por:

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

Por fim, observa-se que as graus a , b e w fazem referência direta às preferências sociais no JU. Por exemplo, em um agente que terá preferência social “mínimo aceitável” o fator a terá valor superior ao fator b já que este agente terá por princípio se importar muito (inveja) se o benefício dos outros agentes for maior que o dele e sentir-se pouco culpado se o seu benefício for maior que dos outros agentes. Já na preferência social “aversão a desigualdade” ambos os valores de a e b serão iguais, já que os agentes buscam o equilíbrio entre lucro deles e de seus vizinhos. Por fim, na preferência “bem-estar social” os valores de a e b se invertem em relação a preferência “mínimo aceitável”. Um agente com esta característica terá valores de a menores, já que a inveja dele será baixa se os outros agentes ganharem mais que ele, enquanto seu fator b será alto, já que sua culpa será alta com ganho maiores que seus vizinhos, tendo ainda um fator w que representará um valor fixo no qual o agente não aceitará valores inferiores.

3.5 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, o modelo utiliza um algoritmo genético, baseado em (XIANYU, 2010).

Cada agente é constituído por um cromossomo 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 *fitness*;
- 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 *fitness*;
- 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 e podem determinar 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 aumentarem, diminuir ou manterem 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 .

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 seu *fitness*, 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 seu *fitness*, 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 apresentado nesta seção 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.

3.6 Simulações e Análise dos Resultados

A implementação do modelo apresentado do Jogo do Ultimato Espacial e Evolucionário (JUEE) foi realizada no Netlogo. Como apresentado na Seção 3.1

foi utilizada uma topologia de Rede de Mundos Pequenos. Onde os melhores agentes de cada subrede jogaram com os melhores agentes de outras subredes.

Foi definida uma população de 400 agentes que podiam assumir uma das três formas de preferência social (Bem estar social, Aversão a desigualdade e Mínimo aceitável). Os agentes estão divididos em até 14 grupos formados por indivíduos heterogêneos quanto à preferência social, de tamanho não fixo.

Ainda, cada preferência social representa $\frac{1}{3}$ da população total, fazendo assim com que haja a mesma quantidade de agente com preferências iguais. Por outro lado, como as redes com que os agentes irão jogar são definidas de forma aleatória (pela cor do agente durante sua criação) as subredes podem conter agentes dos três tipos de preferências sociais.

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 30 simulações. Cada simulação realizada tem 1000 ciclos. Em todas as simulações, o valor inicial da oferta o_i é aleatório com um teto de 0,5 e o valor de r_i é definido por $1 - o_i$.

3.6.1 Parâmetros do Algoritmo

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 a 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 $w_i = 0.2$.

Quanto à evolução das preferências sociais do JU, o que pôde-se perceber foi que inicialmente todas as nove possibilidades apresentaram chances semelhantes de serem escolhidas. Com a evolução do algoritmo esta tendência perpetuou-se fazendo com que todas as preferências sociais se mantessem com possibilidade semelhante (como pode ser observado na Figura 8).

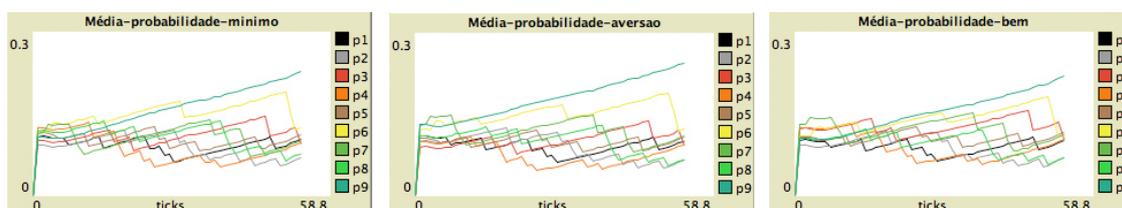


Figura 8: Representação da evolução das preferências sociais no JU

Acredita-se que investir muito alto em uma possibilidade pode ser desvantajoso, já que em outra jogada, com os valores de o_i e r_i tendo sido alterados, a mesma estratégia pode não surtir o mesmo efeito e, tendo-se investido de mais em uma única estratégia, a evolução do sistema irá demorar mais pra alcançar valores satisfatórios novamente.

Outro fator que foi de suma importância para a avaliação da evolução do algoritmo – e que também serviu como método para analisar sua efetividade – foi a análise da evolução da função de *fitness* utilizada no JU. Esta função mede o quanto a estratégia utilizada na jogada foi bem sucedida ou não. Tal avaliação é feita comparando o resultado anterior com o resultado atual. Caso o resultado atual do *fitness* seja inferior a jogada anterior – o que pode ser entendido como um insucesso na escolha da estratégia – o modelo diminui a probabilidade de investir naquela estratégia, e retorna os valores de oferta, reserva e *fitness* anterior. A evolução do JU no âmbito da função *fitness* pode ser observada na Figura 9.

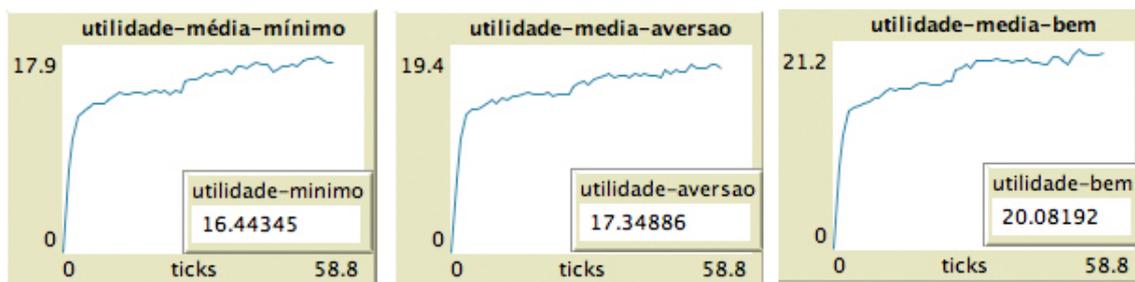


Figura 9: Representação da evolução das preferências sociais no JU

Foram analisados ainda, os comportamentos das variáveis de oferta (o_i) e reserva (r_i) e pôde-se perceber que ao longo das mil iterações do algoritmo ambos os valores caíram. O valor da oferta ficou em torno de 0.2, enquanto que o valor da reserva caiu para próximo de 0.05. A única exceção para estes valores foram junto aos agentes que tiveram a preferência social mínimo aceitável. Neste caso, ambos valores ficaram próximos de 0.2. Uma amostra do desenvolvimento dos valores de oferta e reserva pode ser observado na Tabela 2.

Por fim, analisou-se a quantidade de trocas que ocorreram entre os agentes ao longo das 1000 iterações do algoritmo. Pôde-se perceber um elevado número de uma troca (quanto apenas um dos jogadores aceita a oferta) e de zero trocas (quanto nenhum dos jogadores aceitam a oferta). A média do total de zero trocas na milésima iteração do algoritmo foi de 11758,73 ou 7,24% do total, enquanto a média do total de uma troca na milésima iteração do algoritmo foi de 64702,26 ou 40,10% do total, finalmente, a média do total de duas trocas na milésima iteração do algoritmo foi de 64702,26 ou 52,66% do total. A Tabela 3 mostra a média da

Tabela 2: Evolução dos valores médios de oferta e reserva

| Iteração | o_i | r_i |
|----------|--------|--------|
| 1 | 0.2586 | 0.7413 |
| 50 | 0.2494 | 0.1085 |
| 100 | 0.2460 | 0.1106 |
| 200 | 0.2537 | 0.0943 |
| 300 | 0.2310 | 0.0739 |
| 400 | 0.2135 | 0.0603 |
| 500 | 0.2009 | 0.0620 |
| 600 | 0.2069 | 0.0652 |
| 700 | 0.2103 | 0.0619 |
| 800 | 0.2113 | 0.0630 |
| 900 | 0.1936 | 0.0578 |
| 1000 | 0.1912 | 0.0583 |

evolução do total de trocas ao longo de 1000 iterações do algoritmo. Enquanto a Figura 10 mostra uma representação gráfica da evolução destes valores.

Tabela 3: Evolução do percentual de trocas ao longo das iterações.

| Iteração | zero-trocas | uma-troca | duas-trocas |
|----------|-------------|-----------|-------------|
| 50 | 9,67% | 44,42% | 45,91% |
| 100 | 8,05% | 39,58% | 52,37% |
| 200 | 7,12% | 36,34% | 56,54% |
| 300 | 6,87% | 36,11% | 57,03% |
| 400 | 6,84% | 36,46% | 56,70% |
| 500 | 6,94% | 37,14% | 55,93% |
| 600 | 6,96% | 37,73% | 55,30% |
| 700 | 7,07% | 38,43% | 54,50% |
| 800 | 7,16% | 39,08% | 53,77% |
| 900 | 7,19% | 39,44% | 53,37% |
| 1000 | 7,24% | 40,10% | 52,66% |

3.7 Considerações Finais

O presente capítulo teve por objetivo introduzir um modelo básico do JUEE como proposto em (XIANYU, 2010; MACEDO, 2012). Inicialmente realizou-se uma apresentação do modelo, que difere-se de um JU padrão é representado por uma partida entre dois jogadores que é jogada em duas etapas, alternando os papéis de proponente e respondente entre os jogadores. Em cada ciclo da simulação, os agentes interagem com todos agentes de sua vizinhança, somando suas recompensas através da função de *utilidade* e analisando sua uti-

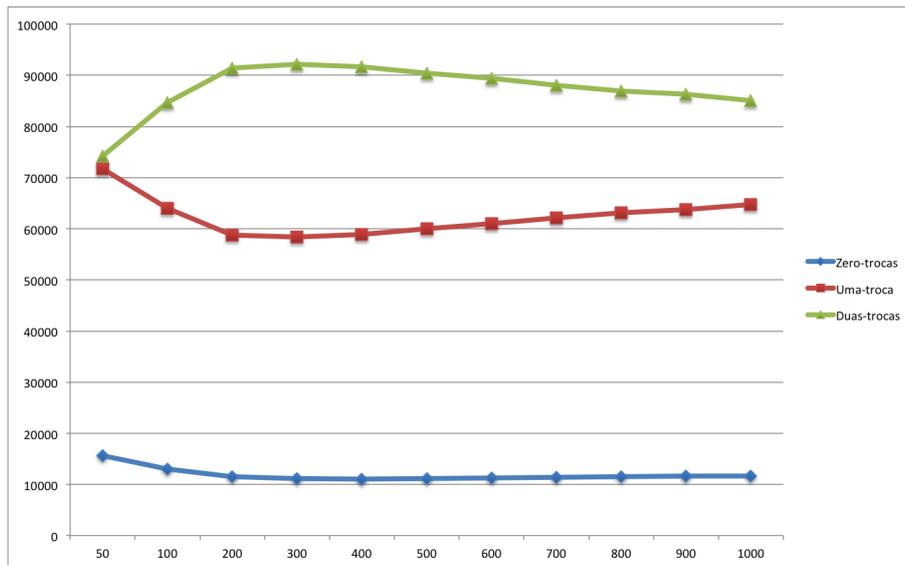


Figura 10: Representação da evolução do total de trocas no JU

lidade estimada por funções de *fitness* específicas definidas pelas preferências dos indivíduos da população.

Em seguida foi ambientado o sistema utilizado para realizar as simulações, bem como, suas especificações para execução e realização das simulações. Aqui definiu-se uma população de 400 agentes, que deveriam jogar durante mil iterações, sendo que cada preferência social representasse 1/3 (um terço) da população total. Foram definidos ainda pesos para a forma como o algoritmo iria evoluir (através da variável *modifica-probabilidade* e da variável *aum-dim-oferta* e *aum-dim-reserva*). A primeira foi responsável por modificar as probabilidades das estratégias do agente, enquanto a segunda e a terceira, modificaram os valores de oferta e reserva do agente. Definiram-se ainda, equações para avaliar o sucesso das trocas no JU (que foi medido através da função de recompensa) bem como equações para otimizar o processo de evolução do algoritmo (com as funções de *fitness*).

Através da análise dos dados apresentados neste capítulo, pode-se perceber o quão ineficiente pode ser as trocas sociais utilizando o JU de uma forma pura. Conforme foi apresentado na Figura 10, pode-se observar que são necessárias muitas iterações do algoritmo, para que este evolua, e mesmo assim, os resultados ainda são muito insatisfatórios, levando em consideração a alta taxa de zero e uma troca. Com o intuito de maximizar os resultados positivos desta experiência, buscando assim, um meio mais eficiente de realizar trocas em SMA, neste caso tendo como objeto de estudo o JU, o Capítulo 4 buscará apresentar uma nova abordagem baseada em trocas em RSO, para que com isso, exista a possibilidade de se obter resultados mais promissores em interações em SMA.

4 O JOGO DO ULTIMATO INSPIRADO EM TROCAS EM REDES SOCIAIS

O presente capítulo tem como objetivo apresentar as implementações e novas soluções que foram propostas para as interações sociais utilizando-se do JU. Inicialmente será realizada uma ambientação do novo modelo proposto. São apresentadas as características e funções que compõe este modelo. Em seguida serão discutidos os trabalhos que foram realizados e deram suporte para esta dissertação. Por fim serão apresentados os dados e resultados obtidos com o modelo proposto. A evolução das jogadas de todas as simulações do JU pode ser obtida no Anexo A.

4.1 Introdução

A modelagem de representações sociais muitas vezes sofre com a falta de validação dos dados empíricos (BENEVENUTO et al., 2009). Atualmente, a disponibilidade de grandes conjuntos de dados e a facilidade com que estes podem ser acessados através da Internet vem facilitando a validação de modelos teóricos-sociais. Com uma crescente proliferação de mídias sociais, comunidades online, bem como, uma diversa gama de conteúdos produzidos coletivamente, tem havido uma aceleração na convergência das redes tecnológicas e sociais, produzindo ambientes que refletem claramente a estrutura social de seus membros, bem como suas características (EASLEY; KLEINBERG, 2010).

Como aponta (EASLEY; KLEINBERG, 2010) ao estudar as consequências destes desenvolvimentos, nos deparamos com a oportunidade de analisar os dados de redes sociais em níveis sem precedentes de escala e resolução temporal; isso levou a um crescente corpo de pesquisa na intersecção das ciências de computação e social. Na primeira, com *Information Retrieval* (ou Recuperação de informação) (MANNING; RAGHAVAN; SCHUTZE, 2008), que é o campo da ciência da computação responsável pela mineração de informação a partir da Internet. Na segunda, com o estudo das interações entre usuários (DEGENNE;

FORSÉ, 1999; SCOTT, 1991).

Baseado nisso, desenvolveu-se um novo modelo de interação do JU que teve como objetivo colher inspiração em trocas sociais dentro de redes sociais e outros sites que usam sistemas de reputação em seus mecanismos.

A seguir será realizada uma discussão sobre ideias que originaram o sistema, bem como experimentos prévios que foram realizados. Para tornar o entendimento do modelo mais simples, uma representação gráfica deste pode ser observada na Figura 11.

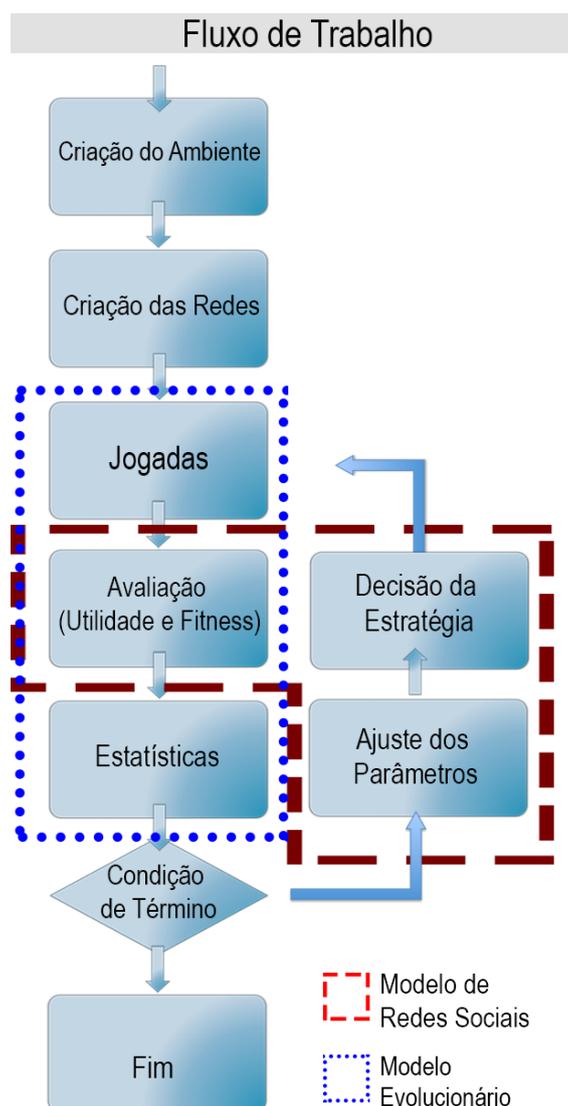


Figura 11: Representação da execução do novo modelo do Jogo do Ultimato

Em uma forma mais detalhada, pode-se entender a execução do algoritmo da seguinte forma: Primeiramente Cria-se a população e aplica-se as preferências sociais em seguida, Cria-se a Rede de Mundos Pequenos (vizinhos); Agentes jogam entre si; Calcula-se a Utilidade; Calcula-se a Confiabilidade; Cria-se o

Histórico com média de oferta de cada jogador; Realiza-se a jogada entre os melhores integrantes de cada subrede; Calcula-se o *fitness*; Calcula-se a oferta e reserva média bem como o *fitness* médio; Por fim, Verifica-se se a escolha da estratégia foi bem sucedida: (através da função de *fitness*) Caso tenha sido: investe-se na mesma estratégia; Caso não tenha sido: Diminui-se o valor da estratégia e aumenta-se igualmente o valor em outras estratégias, define-se o valor da função de *fitness* anterior como valor atual e substitui-se o valor de oferta e reserva pelos valores anteriores (com *fitness* maior).

4.2 Aquisição de dados no Twitter e uma breve análise das trocas entre usuários

Com objetivo de entender como trocas sociais ocorrem em RSO, para que com isso fosse possível modelar um sistema com essas características, foi desenvolvido um algoritmo para aquisição e análise simples de dados no Twitter.

O algoritmo parte de um usuário inicial, que é fornecido pelo utilizador, para então pegar dados como:

1. A *Timeline*¹ do usuário;
2. Lista dos n (parâmetro do algoritmo) últimos amigos com que se relacionou na rede (conexões) do usuário;
3. Dados básicos do usuário, como nome, localidade, imagem de perfil, além do número total de postagens.

A partir de um usuário inicial, o algoritmo faz o *download* das informações do usuário, analisa os n primeiros amigos deste usuário e então reinicia o processo para cada um destes amigos. Ou seja, para cada um destes n amigos ele analisará os primeiros n amigos deste usuário e executa o *download* das informações do usuário, bem como seu histórico de uso da rede (as atualizações [ou postagens] propriamente ditas). Após esta ação, o algoritmo adentra mais um nível na rede, repetindo a operação, o que resulta em uma média de n^3 perfis analisados (levando em consideração que cada usuário tenha em média n amigos). O pseudocódigo desta operação é exemplificado na Figura 12.

A partir de então, quando a aquisição dos dados está completa, uma segunda parte do algoritmo, no qual é encarregada de analisar o perfil de cada um destes usuários é acionada. Inicialmente são analisados dois fatores centrais dentro das interações de cada um dos usuários, tais como: i) palavras-chave que caracterizam as interações de determinado usuário na rede como um todo; e ii)

¹Linha do tempo, ou histórico de mensagens, com todas as postagens realizadas pelo usuário

```

Selecione UsuarioInicial:
Download Timeline;
Download Amigos;
Download Informações;
Para cada Amigo em UsuarioInicial:
    Download Timeline;
    Download Amigos;
    Download Informações;
Para cada Amigo em Amigo:
    Download Timeline;
    Download Amigos;
    Download Informações;

```

Figura 12: Pseudocódigo para aquisição de dados no Twitter

palavras-chave que caracterizam as interações do usuário com outros usuários. Para chegar nos resultados esperados, o algoritmo analisa os dados obtidos na rede social, buscando individualmente palavras-chave que personifiquem o usuário, estas palavras-chave recebem um peso que é definido pela seguinte equação:

$$\text{Peso da Palavra} = \frac{\text{Número de Ocorrências da Palavra}}{\text{Total de Palavras Únicas}}$$

Com objetivo de tornar os resultados mais próximos da realidade, o algoritmo encarrega-se ainda de filtrar palavras que, em um âmbito geral, são irrelevantes (como artigos e pronomes, por exemplo), bem como a remoção de pontuação e palavras em maiúsculo e minúsculo, para que palavras como *UfPeI*, *UFPEL?* e *UFPe!!* sejam interpretadas como sendo a mesma coisa.

Uma análise prévia dos dados mostrou que indivíduos que fazem parte de uma mesma rede tendem a ter palavras-chave que se assemelham, o que pode ser interpretado como agrupamento de pessoas por interesse comum. Este modelo e seus principais resultados foram apresentados em (RIBEIRO; AGUIAR, 2012).

Este método seria especialmente útil no modelo proposto se o relatório das trocas entre agentes do JU fosse feito em linguagem natural. Entretanto, por simplificação do estudo de caso adotado, as trocas são registradas seguindo uma notação fixa, numérica, que não permite uma análise próxima da linguagem natural.

4.3 Uma nova configuração para o Jogo do Ultimato

Quanto às variáveis utilizadas no sistema, optou-se por manter a estrutura apresentada na Seção 3.1. No entanto, três outras funções foram adicionadas ao perfil do agente. A primeira delas, a função *Confiabilidade* – que é apresentada mais detalhadamente na Seção 4.4 – responsável por manter uma lista com três valores, onde o primeiro deles representa o total de trocas com aquele agente, o segundo o total de trocas com sucesso e o terceiro, o total de trocas que não obtiveram sucesso.

Outro mecanismo implementado foi a função *Blacklist* – detalhada na Seção 4.5 – que tem como objetivo criar uma lista negra com o nome (nome aqui é utilizado de forma análoga ao id único de cada agente) do agente.

A seguir, na Figura 13 é apresentada a representação gráfica da codificação de um agente no modelo inspirado em trocas sociais em RSO.

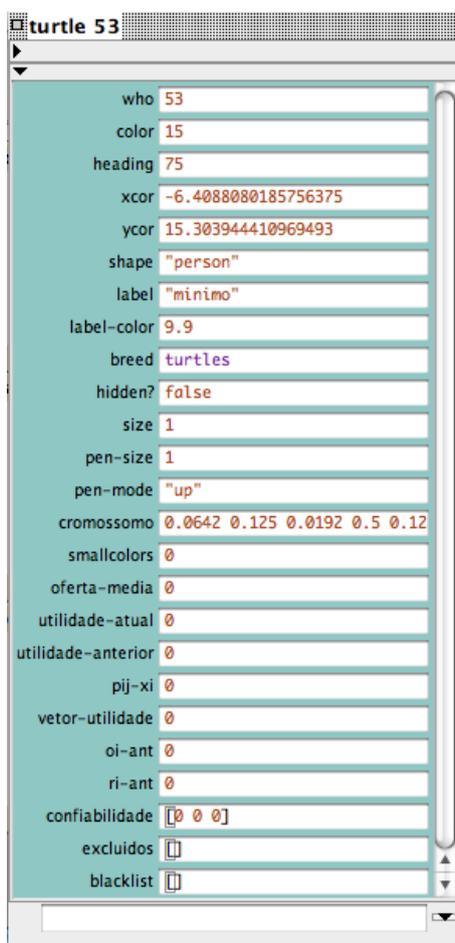


Figura 13: Representação da codificação de um agente no novo modelo proposto para o Jogo do Ultimato

A função de recompensa, responsável por medir o sucesso das jogadas foi mantida como apresentado na Seção 3.2. Da mesma forma como apresentado

na Seção 3.3 os agentes apresentam três perfis, que são eles, *aversão a desigualdade*, *bem-estar social* e *mínimo aceitável*. As configurações específicas de cada uma das preferências sociais foram apresentadas na Seção 3.3 e mantêm-se iguais. As funções de *fitness*, responsáveis por avaliar o quão bem sucedida foram as estratégias utilizadas na jogada mantiveram-se como apresentado na Seção 3.4. Assim como na Seção 3.5, utilizou-se um algoritmo genético para a evolução das estratégias com as mesmas especificações do modelo inicial. Mais detalhes sobre a configuração do algoritmo pode ser revistos na Seção 3.5.

4.4 Introduzindo confiabilidade no Modelo

Buscando inspiração em recursos de RSO, bem como, de sistemas de outros sites que tenham características semelhantes, desenvolveu-se um sistema que assemelha-se ao “star” do site de vendas norte-americano eBay², e do brasileiro, Mercado Livre³. Nestes sistemas os usuários ao realizarem uma compra ou uma venda, podem classificar seu vendedor/comprador com uma nota que vai de um à cinco. Sendo que um representaria a condição de muito insatisfeito, enquanto cinco representaria a condição de muito satisfeito.

Baseados nestas classificações, outros usuários ao realizar transações com aquele indivíduo poderão ter acesso ao quão bem sucedido este indivíduo é em suas trocas dentro do sistema. Por exemplo, um usuário que tenha muitas classificações negativas, provavelmente seja um mau vendedor – talvez não entregue no prazo as encomendas, ou talvez venda produtos com defeitos – enquanto que um usuário que tenha um elevado número de classificações positivas, tende a ser um melhor vendedor.

Esta analogia foi utilizada no desenvolvimento do novo modelo com objetivo de realizar um histórico semelhante. No entanto, diferentemente dos sistemas utilizados em sites na internet, aqui existem apenas duas condições – a troca foi realizada, ou a troca não foi realizada. Com isso criou-se um sistema que registra a quantidade de trocas, e o sucesso ou insucesso destas trocas.

O sistema é representado dentro do agente, como uma lista de três valores, onde o primeiro é o número total de trocas, o segundo representa o total de trocas que obtiveram sucesso, enquanto o último valor representa o total de trocas que não obtiveram sucesso.

Tais dados não foram usados diretamente para a evolução do algoritmo, mas serviram como um medidor de confiabilidade de cada um dos agentes quanto a jogada com seus vizinhos. Como foi afirmado anteriormente, ao serem exe-

²<http://www.ebay.com>

³<http://www.mercadolivre.com.br>

cutadas as jogadas existe apenas a possibilidade do agente armazenar se a transação foi bem sucedida ou não. No entanto, pode-se estender este sistema que avalia as jogadas de modo que as ofertas sejam pesificadas de acordo com o grau de confiabilidade do agente.

Por exemplo, agente A ofertou um valor um pouco acima ou igual ao que o agente B aceitaria, logo essa transação poderia ser classificada como *cinco estrelas* ou nota máxima na escala de um à cinco. Por outro lado, o agente B ofertou um valor insuficiente para o agente A, mas próximo do que o agente A aceitaria. Com isso a transação poderia ser classificada como dois ou três, e não como zero como vem ocorrendo atualmente.

4.5 Introduzindo o recurso de *blacklist* no Modelo

Mais uma vez tendo como princípio buscar inspiração em trocas sociais reais, sejam elas realizadas de forma on-line ou off-line, foi proposto para a evolução do JU um sistema capaz de representar os agentes que tiveram insucesso nas jogadas. Diferentemente da função de Reputação, onde somente era armazenado se houve a troca e se foi bem ou mal sucedida, aqui tem-se uma lista capaz de armazenar todos os *ids* dos agentes com insucesso nas trocas, bem como, quantas vezes os agentes tentaram jogar e quantas vezes não conseguiram.

Baseados em um princípio de trocas sociais reais, supõe-se que em uma RSO, como no Facebook, um amigo em uma dada rede que costuma postar mensagens, ou ainda compartilhar conteúdo, que vá contra nossos princípios ou gostos pessoais. Logicamente, quanto mais reforçada é esta situação, maior a tendência de que seja rompido o laço social com este indivíduo. Em uma rede social on-line pode-se fazer isso simplesmente excluindo o indivíduo do Facebook ou parando de seguí-lo no Twitter. Por outro lado, em uma interação social num meio físico, tal relação poderia se dar com o rompimento dos laços de amizade entre os dois indivíduos, ou ainda com o afastamento deles.

Tendo por base esta analogia, foi criado a *blacklist* que tem como princípio reforçar relações negativas dentro da rede de jogadores do JU, para que com isso, o agente tenha a opção de definir qual decisão tomar ao jogar com seus vizinhos que recusaram repetidamente suas ofertas.

Uma segunda função chamada *Lista de excluídos* foi criada para dar suporte a essa função fazendo com que, depois de uma determinada quantidade de tentativas de jogadas mal sucedidas com outro agente ele excluísse o seu vizinho da rede principal e o colocasse nessa rede de excluídos, onde nas iterações posteriores do algoritmo, não haveriam jogadas com este vizinho.

Partiu-se do princípio de que, em uma interação real com outros indivíduos,

seja esta on-line ou off-line, tende-se a romper (ou minimizar laços) com indivíduos que venham a oferecer conteúdo irrelevante ou que vão contra os princípios. Por exemplo, se um determinado indivíduo A gosta de rock, e tem especial fixação pela banda X, e se outro contato da sua rede começa a postar conteúdo falando mal desta banda e de seus fãs, provavelmente o indivíduo A, tenderá a não querer receber as atualizações desde indivíduo que foi contra seus princípios, ou ainda, queira romper o contato total.

O que pôde-se perceber com esta atitude no caso específico do JU, ao contrário do que esperava-se inicialmente, foi que a função de *fitness* (que mede o sucesso das jogadas) caiu bruscamente o que acabou por resultar em uma tentativa frustrada de otimizar o processo. Isso se deu já que a função utilizada para medir a utilidade representa a soma de todos os resultados de trocas, com isso, ao acionar a função de *fitness* o número total de trocas caiu bruscamente, fazendo assim cair também o *fitness* e o algoritmo entendesse que a estratégia foi pior do que na jogada anterior.

A partir destes resultados, optou-se por desconsiderar a função responsável por tirar da lista principal de jogadas os agentes com que o jogador não obteve retorno.

4.6 Introduzindo o recurso de histórico no Modelo

Outra função que teve como inspiração trocas sociais em redes reais de indivíduos foi a função de *Histórico Geral*.

Buscou-se aqui a inspiração em RSO como o Twitter, onde existe um perfil e pode-se consultar as publicações públicas de determinado indivíduo. Por exemplo, é normal que usuários desta rede social, quando vão *seguir* um outro usuário tendam a consultar as informações do perfil público desde usuário, bem como suas publicações antes de segui-lo efetivamente. Com isso pode-se ter uma ideia das preferências do indivíduo ao qual será seguido, bem como uma série de outras informações como localização, idade, ocupação etc. Tais informações servem como base para que se possa moldar um perfil de usuário e verificar se este perfil condiz com as expectativas do usuário que irá segui-lo.

Da mesma forma que os históricos em redes sociais, adicionou-se ao modelo uma lista global onde foram armazenados a média de valores ofertados para cada integrante da população. Por exemplo: O agente A ao jogar com o agente D ofertou 0.2; o agente B ao jogar com o agente D ofertou 0.5; por fim, o agente C ao jogar com o agente D ofertou 0.3, logo o valor público do agente D seria $\frac{(0.2 + 0.5 + 0.3)}{3} = 0.3333$. Vale lembrar aqui, que por ser um jogo de informação incompleta, não se tem o valor de reserva (r_i) dos agentes, mas sim a média do

que os outros ofertaram para cada agente.

Tal função foi de suma importância para que o ganho fosse otimizado no JU. Tendo-se uma ideia do quanto foi a oferta dos outros agentes, por exemplo, se a oferta do jogador for maior que a média da população ele pode diminuir sua oferta naquela proposta, para com isso, obter maior retorno na função de utilidade.

Com a ideia de timeline pré-definida e atualizável desenvolveu-se um método que armazena para todos os agentes o resultado de suas trocas. Por exemplo: o agente A ao jogar com o agente B e obter sucesso na jogada então pode ter acesso também a todo o histórico de jogadas do agente B. Analogamente a uma rede social, pode-se entender que o usuário A resolveu seguir o usuário B (no entanto o contrário não ocorreu). Por outro lado, quando o agente B for jogar com o agente A, se ele obtivesse sucesso, também teria acesso a lista de trocas do agente A. Esta lista, assim como o *Histórico Geral* armazena o id do agente e quanto foi ofertado a ele. Teve-se como princípio o pressuposto de, quando o agente B fosse jogar com o agente C ele pode consultar a lista de seus vizinhos para verificar se algum deles já havia jogado com o agente C e ter a estimativa do quanto os outros agentes estavam oferecendo para que ele pudesse oferecer também.

Devido a complexidade da operação, que acabou por gerar listas muito grandes, fazendo com que o desempenho caísse bruscamente, optou-se por criar o *Histórico Geral* que é atualizado a cada iteração do algoritmo.

4.7 Análise dos Dados do Novo Modelo

Assim como no modelo apresentado na Seção 3, a implementação do modelo proposto aqui foi realizada utilizando o Netlogo, tendo por base uma topologia de Rede de Mundos Pequenos, onde os melhores agentes de cada subrede jogam com os melhores de outras subredes.

Foi definida uma população de 400 agentes (divididos entre as três preferências sociais) que foram agrupados aleatoriamente de forma heterogênea. As redes de vizinhança dos agentes são de tamanho não fixo.

Os parâmetros culpa (a_i), inveja (b_i), peso w_i , fator f_p e fator f_e obedeceram os mesmos critérios do modelo inicial para que pudesse ser realizada comparação entre ambos. Foram realizadas 30 simulações, sendo que cada simulação apresentou 1000 ciclos. Em todas as simulações o valor inicial de oferta o_i é aleatório com um teto de 0,5 e o valor de reserva r_i é definido por $1 - o_i$.

O vetor de probabilidades sofre uma variação de 25% a cada iteração, e a variação da oferta e reserva (seja aumentando ou diminuindo) sofre uma variação de 50%. Aqui mantiveram-se os mesmos parâmetros apresentados na

Seção anterior. Por fim, 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 a 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 $w_i = 0.2$.

Da mesma forma que o modelo inicial, foram analisados aqui quatro fatores principais nas trocas sociais do JU, sendo eles: evolução das estratégias; evolução da função de *fitness*; evolução da oferta e reserva; e evolução do total de trocas.

Em um primeiro momento, pôde-se perceber que a evolução das estratégias tenderam a evoluir da mesma forma que no modelo inicial. Sortearam-se valores para cada uma das 9 estratégias e ao longo de cada iteração do algoritmo elas tenderam a ter valores semelhantes. Como apontado anteriormente, supõe-se que esta seja uma forma do algoritmo não realizar investidas muito altas, já que os valores de oferta e reserva da população mudam a cada iteração, o que poderia fazer com que a mesma jogada futuramente não fosse proveitosa e, tendo-se investido muito alto numa dada probabilidade, o tempo de decaimento desta seria maior.

A seguir observou-se a evolução da função de *fitness*, que é responsável pela evolução do algoritmo, medindo se a jogada escolhida naquela rodada foi bem sucedida ou não. Da mesma forma que o modelo inicial, os resultados das funções de *fitness* tenderam a aumentar jogada após jogada. No entanto a diferença aqui, foi que este aumento se deu de forma mais rápida. A seguir, na Tabela 4 são apresentados os resultados médios de *fitness* após a milésima iteração do algoritmo em comparação ao modelo inicial.

Tabela 4: Resultados médios de *fitness* após a milésima iteração do algoritmo em comparação ao modelo inicial do Jogo do Ultimato

| Fitness | Modelo Inicial | Novo Modelo |
|------------------------|----------------|-------------|
| Bem Estar Social | 25,80732325 | 34,36766075 |
| Aversão à Desigualdade | 21,94130816 | 28,60919607 |
| Mínimo Aceitável | 19,24443857 | 26,78074513 |
| Fitness Médio | 22,22004832 | 29,77854319 |

Pôde-se perceber que um maior *fitness* tem ligação direta com um maior sucesso no número de trocas, como observado na Tabela 5.

Tabela 5: Porcentual Médio de trocas até a milésima iteração do algoritmo.

| Iteração | zero-trocas | uma-troca | duas-trocas |
|----------|-------------|-----------|-------------|
| 50 | 15,83% | 52,48% | 31,70% |
| 100 | 10,16% | 47,99% | 41,85% |
| 200 | 7,71% | 41,17% | 51,12% |
| 300 | 6,32% | 37,20% | 56,48% |
| 400 | 5,37% | 34,14% | 60,49% |
| 500 | 4,64% | 30,97% | 64,39% |
| 600 | 4,09% | 28,21% | 67,70% |
| 700 | 3,63% | 25,59% | 70,78% |
| 800 | 3,24% | 23,82% | 72,95% |
| 900 | 2,94% | 21,95% | 75,11% |
| 1000 | 2,70% | 20,14% | 77,16% |

O próximo item avaliado foi a evolução das variáveis de oferta o_i e reservar r_i e o que pôde-se perceber foram resultados muito semelhantes aos obtidos no modelo inicial. Na Tabela 6 pode-se observar a evolução destas variáveis em uma simulação do JU.

Tabela 6: Evolução dos valores de oferta e reserva em uma simulação do jogo do ultimato

| Iteração | oferta (o_i) | reserva (r_i) |
|----------|------------------|-------------------|
| 1 | 0.2500 | 0.7499 |
| 50 | 0.2651 | 0.1521 |
| 100 | 0.2624 | 0.1162 |
| 200 | 0.2638 | 0.0945 |
| 300 | 0.2301 | 0.0927 |
| 400 | 0.2284 | 0.0807 |
| 500 | 0.2377 | 0.0729 |
| 600 | 0.2149 | 0.0782 |
| 700 | 0.2120 | 0.0619 |
| 800 | 0.1944 | 0.0733 |
| 900 | 0.1835 | 0.0574 |
| 1000 | 0.1885 | 0.06502 |

Por fim, como item mais importante nos resultados dessa simulação, foi analisado como ocorreu a evolução dos números absolutos de trocas no JU, levando-se em conta o total de zero trocas, uma troca e duas trocas. O que pôde-se perceber foi que o modelo proposto evoluiu inicialmente de forma mais lenta que o modelo inicial. Por exemplo, na 50ª iteração do modelo inicial, haviam em média 9,67% de zero trocas, 44,42% de uma trocas e 45,91% de duas trocas. Enquanto que o novo modelo apresentou 17,16% de zero trocas, 54,02% de uma trocas e

28,82% de duas trocas. Dados que aparentemente seriam piores. No entanto, antes da metade do total de iterações o algoritmo mostrou-se mais eficiente que o modelo inicial tendo resultados superiores até o final das iterações.

Diferentemente do modelo inicial, que tendeu a evoluir de forma significativa até em torno da 500ª iteração, sendo que após este marco estabilizou-se e em alguns casos até decaiu, o novo modelo seguiu evoluindo, os resultados das trocas mostrando-se 2 vezes mais eficiente no total de zero trocas, (o modelo inicial apresentou 7,24% de zero trocas na milésima iteração, enquanto o modelo proposto apresentou apenas 2,70%.); e mais de 2 vezes no total de uma troca (o modelo inicial apresentou 40,10% de uma troca na milésima iteração do algoritmo, enquanto o modelo proposto apresentou 20,14%); por fim o total de duas trocas também apresentou um aumento considerável no modelo novo, (52,66% do modelo antigo contra 77,16% do modelo novo). Vale ressaltar aqui, que como objetivo principal da nova abordagem para o JU, estava a diminuição do total de zero e uma trocas e o aumento do total de duas trocas.

Para uma análise mais clara, é apresentada a seguir a comparação das duas abordagens ao longo de mil iterações do JU. Na Figura 14 encontra-se a evolução do total de zero trocas, valor que buscava-se diminuir com o novo modelo proposto; na Figura 15 encontra-se a evolução do total de uma troca, valor que também procurou-se reduzir com a implementação do novo modelo, e por fim, na Figura 16 apresenta-se a evolução do total de duas trocas, valor que diferentemente dos dois anteriores, buscou-se ampliar.

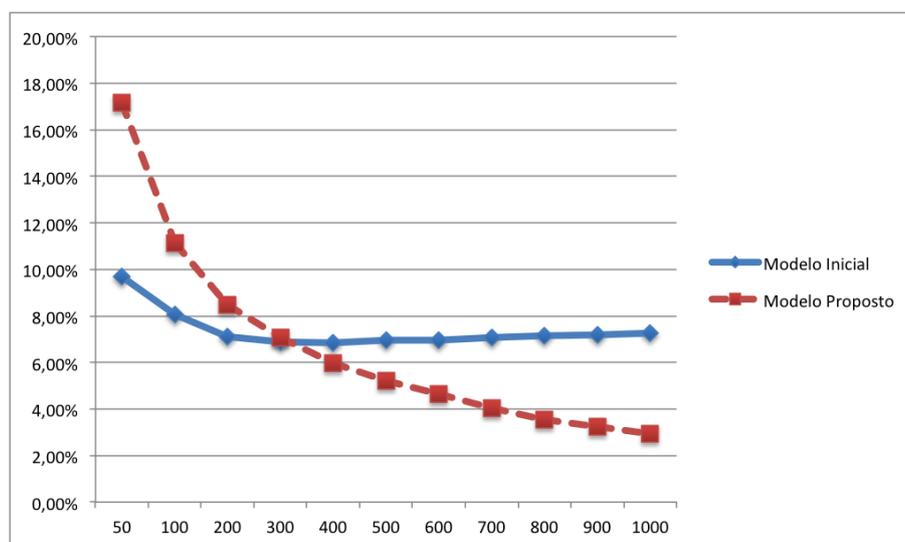


Figura 14: Representação da evolução do total de zero trocas nos dois modelos do Jogo do Ultimato (quanto **menor**, melhor).

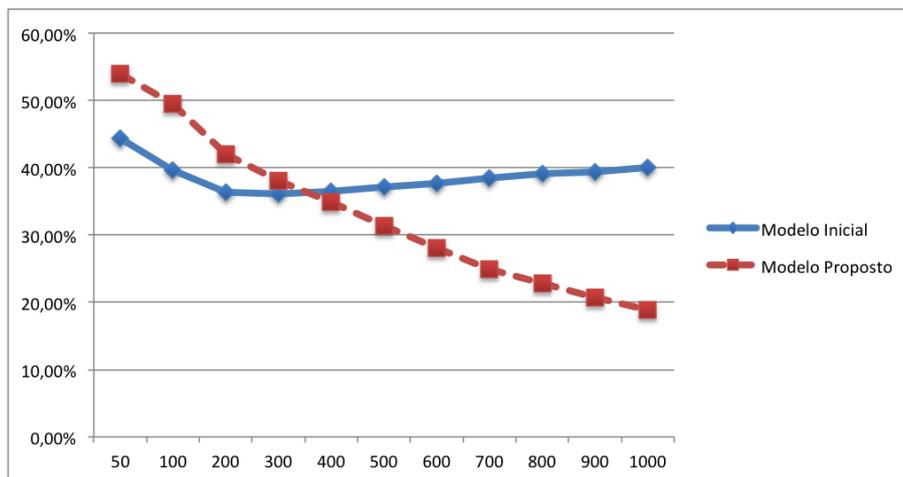


Figura 15: Representação da evolução do total de uma troca nos dois modelos do Jogo do Ultimato (quanto **menor**, melhor).

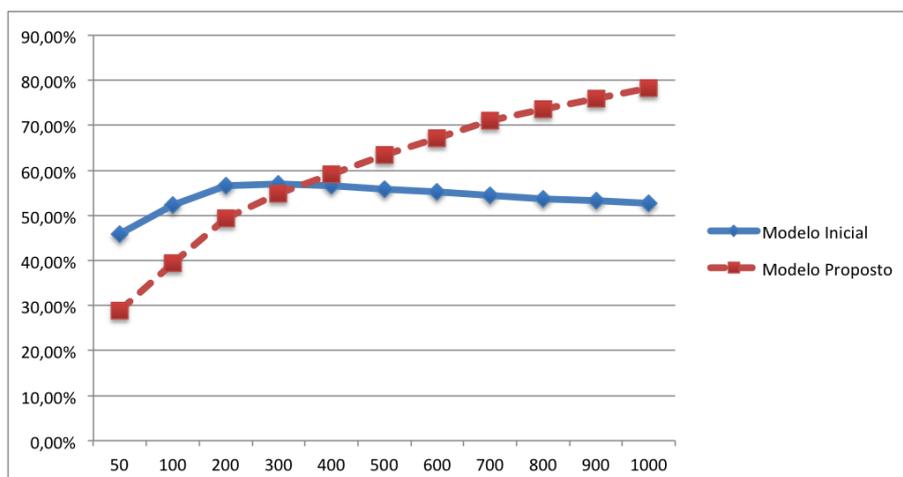


Figura 16: Representação da evolução do total de duas trocas nos dois modelos do Jogo do Ultimato (quanto **maior**, melhor).

4.8 Considerações Finais

O presente Capítulo teve por objetivo apresentar uma nova abordagem para a implementação do JU tendo-se com isso buscado inspiração nas trocas de informação em redes sociais online. Inicialmente, realizou-se uma breve problematização sobre a dificuldade de desenvolver modelos em sistemas multiagente que sejam próximos da realidade, já que a quantidade de dados com que se tem que lidar, bem como a propriedade de cada indivíduo em uma sociedade ser um ser ímpar, com preferências, costumes, etc. diferentes de outros integrantes da população dificulta o processo de modelagem desses sistemas em um nível próximo à realidade humana.

A seguir, foi apresentado um estudo sobre aquisição de dados no Twitter e como este método serviu para basear a proposta do modelo do JU inspirado em trocas em redes sociais online. Neste ponto desenvolveu-se um algoritmo para a aquisição e filtragem dos dados que foi capaz de categorizar indivíduos a partir de palavras-chave, coletadas no histórico de publicações desse indivíduo.

Em um momento seguinte foram discutidas as semelhanças entre o modelo inicial e o modelo proposto, apresentando-se a descrição de todas as funções utilizadas na elaboração do novo algoritmo. Aqui pode-se perceber, que funções como as de *fitness* e utilidade, bem como parâmetros de inicialização do algoritmo e preferências sociais, mantiveram-se os mesmos nos dois modelos.

A partir de então foram apresentadas as funções implementadas no novo modelo do jogo ultimato. Inicialmente com a caracterização do sistema de reputação, que teve por base levantar um índice de o quanto determinado agente da população aceitou ou recusou jogadas. A função *blacklist* que teve por objetivo criar uma *lista negra* com a identidade de cada agente envolvido em trocas mal sucedidas, e por fim com a função de *excluídos* que foi uma função criada com o objetivo de excluir determinado indivíduo da lista de vizinhos do jogador, se este apresentasse um número n de tentativas mal sucedidas de jogadas.

Tendo sido apresentadas as funções anteriores, partiu-se então para a explanação a respeito da função que teria mais importância para obtenção de resultados promissores dentro do JU. A função *Histórico Geral*, teve como objetivo realizar um levantamento da oferta média que determinado agente recebeu na iteração anterior do algoritmo e com isso ao realizar a jogada oferecer valores próximos ao que os outros integrantes da rede propuseram. Tal característica fez com que a função de *utilidade* do algoritmo obtivesse valores maiores, proporcionando a obtenção de um maior número de trocas bem sucedidas e consequentemente maiores ganhos para a função de utilidade e *fitness*.

Por fim, realizou-se uma análise e comparação do dados obtidos do novo método proposto para interações do JU com o modelo inicial. Pôde-se perceber que aproximadamente na iteração de número 400 o modelo proposto superava os valores finais do modelo inicial, enquanto que nas iterações finais do algoritmo, o modelo proposto foi mais que 2 vezes mais eficiente nos resultados de zero trocas e uma troca, provando-se com isso a eficiência da abordagem apresentada.

5 CONCLUSÃO

O crescente acesso da comunidade científica às mais variadas ferramentas, bem como o dinamismo da evolução dos computadores e outros aparelhos tecnológicos – possibilitando que modelos cada vez mais complexos sejam estudados – têm ampliado-se quase que diariamente. Problemas que antes acreditava-se serem impossíveis de ser resolvidos, hoje, com o avanço da ciência, tornam-se triviais.

Por outro lado, a tentativa de recriar situações reais através de sistemas computacionais teve um significativo avanço após a Segunda Guerra Mundial, com os estudos do matemático Alan Turing e a criação da inteligência artificial propriamente dita. Essa abordagem é tema de estudo e desenvolvimento permanente da área de Inteligência Artificial Distribuída (IAD), mais precisamente da área de Sistemas Multiagente (WOOLDRIDGE, 2002), e sua investigação está direcionada ao desenvolvimento de princípios e modelos computacionais para construir, descrever, implementar e analisar as formas de interação e coordenação de agentes em sociedades de reduzida ou elevada dimensão.

A capacidade de um agente interagir com outros agentes é, certamente, uma das principais características a serem consideradas na área de Sistemas Multiagente. Logo, a modelagem do raciocínio sobre as interações sociais torna-se uma das tarefas mais relevantes e difíceis nesta área.

Tendo-se como princípio modelar um sistema que se baseasse de forma mais próxima possível de um ambiente real de indivíduos, bem como, entendendo a falta de abordagens que solucionasse tal problema de forma mais simples, desenvolveu-se nessa dissertação de mestrado uma abordagem inspirada em interações em redes sociais, para um problema evolutivo e espacial. Onde existem diversas iterações do algoritmo, com o objetivo de melhorar o resultado final, bem como, onde não se tem informações totais acerca dos outros integrantes da população.

Outras abordagens para a resolução do mesmo problema já foram estudadas anteriormente, por exemplo, no trabalho de Pereira (PEREIRA, 2008; PEREIRA

et al., 2008), começou-se a dar o primeiro passo na direção de descentralizar o mecanismo de regulação de interações e internalizá-lo nos agentes. Para esta evolução, foi necessário trabalhar com Processos de Decisão de Markov Parcialmente Observáveis (POMDP - *Partially Observable Markov Decision Processes*) (KAEBLING; LITTMAN; CASSANDRA, 1998; LOVEJOY, 1991), visto que os agentes não tinham acesso aos estados internos de outros agentes.

Observa-se, entretanto, que naquela proposta, para cada par de agentes, um sempre é o agente regulador (o que tem o mecanismo de regulação internalizado), e o outro, o agente regulado. Além disso, os traços de personalidade dos agentes são fixos e conhecidos por todos os agentes, não sendo permitido o ingresso na sociedade de agentes com traços de personalidade diferentes dos pré-estabelecidos, ou que possam sofrer modificações em seu comportamento, alterando sua personalidade no decorrer das interações.

Baseado nisso foi proposta uma nova abordagem para a solução deste problema onde os envolvidos nas interações não teriam um agente regulador, tendo-se assim a ideia de autorregulação dos agentes envolvidos nas trocas. Ainda, buscou-se trazer o modelo mais próximo de um ambiente real, onde indivíduos poderiam jogar entre si, para tanto, buscou-se inspiração em interações de usuários em RSO, como o Facebook, Twitter, bem como, em características de reputação utilizadas em sites de compras, como o Ebay e Mercado Livre.

Quanta à primeira abordagem, realizada em RSO, criou-se o recurso de Histórico, onde foi adicionada ao modelo inicial uma lista global para armazenar a média de valores ofertados para cada integrante da população. Já quanto à segunda abordagem, inspirada em sites de compras na web, criou-se um modelo de classificação dos resultados das trocas. Baseados nestas classificações, outros usuários ao realizar transações com um indivíduo poderão ter acesso ao quão bem sucedido este indivíduo é em suas trocas dentro do sistema. Por exemplo, um usuário que tenha muitas classificações negativas, provavelmente seja um mau vendedor – talvez não entregue no prazo as encomendas, ou talvez venda produtos com defeitos – enquanto que um usuário que tenha um elevado número de classificações positivas, tende a ser um melhor vendedor. Esta analogia foi utilizada no desenvolvimento do novo modelo com objetivo de realizar um histórico semelhante. No entanto, diferentemente dos sistemas utilizados em sites na internet, aqui existem apenas duas condições – a troca foi realizada, ou a troca não foi realizada –. Com isso criou-se um sistema que registra a quantidade de trocas, e o sucesso ou insucesso destas trocas.

Para a validação do modelo proposto, desenvolveu-se dois cenários do Jogo do Ultimato. Um puro, onde havia apenas a evolução do modelo ao longo de mil iterações e outro com a inspiração em trocas em redes sociais. Pôde-se perceber

que a evolução do modelo inicial – onde não havia inspiração nenhuma em trocas reais – ocorreu de forma muito menos eficiente que a forma proposta baseada em trocas em redes sociais. Mesmo tendo uma evolução aparentemente mais rápida no início, o modelo é rapidamente superado antes mesmo da metade das iterações, sendo que, ao longo das mil iterações dos dois modelos, uma é aproximadamente 2 vezes mais eficiente que o outro.

Por eficiência, levou-se em consideração o número total de trocas do JU, que em ambos os casos poderiam ser zero trocas, onde nenhum dos dois agentes envolvidos aceitou a oferta do outro; uma troca, onde apenas um dos agentes envolvidos aceitou a oferta e; duas trocas, onde ambos os agentes envolvidos aceitaram as negociações. O que pôde-se perceber foi que no novo modelo, diferentemente do modelo inicial, que tendeu a evoluir de forma significativa até em torno da 500^a iteração, sendo que após este marco estabilizou-se e em alguns casos até decaiu, o novo modelo seguiu evoluindo os resultados das trocas mostrando-se 2 vezes mais eficiente no total de zero trocas, (o modelo inicial apresentou 7,24% de zero trocas na milésima iteração, enquanto o modelo proposto apresentou apenas 2,70%.); e mais de 2 vezes no total de uma troca (o modelo inicial apresentou 40,10% de uma troca na milésima iteração do algoritmo, enquanto o modelo proposto apresentou 20,14%); por fim o total de duas trocas também apresentou um aumento considerável no modelo novo, (52,66% do modelo antigo contra 77,16% do modelo novo).

Acredita-se com isso que os objetivos traçados para o desenvolvimento deste trabalho, bem como a validação da sua eficiência pôde ser observada com o modelo proposto, já que com uma redução considerável no número de iterações do algoritmo, pode-se obter resultados semelhantes aos obtidos no modelo inicial, enquanto com o mesmo número de iterações do algoritmo os resultados foram quase duas vezes mais eficientes.

Tendo por base tais colocações este trabalho deu margem a uma série de novas implementações e testes que serão realizados em um segundo momento. Inicialmente pretende-se estudar novas características de preferências sociais dos indivíduos, e não somente três como foram utilizadas aqui. Outro ponto que foi desenvolvido neste trabalho, mas que serviu como base para criar apenas estatísticas, foi a confiabilidade do indivíduo. Nela, pretende-se estipular valores ao qual serão ofertados, baseados no quão confiável um indivíduo é. Outro ponto que será estudado também será se a variação, e a troca das redes ao qual os indivíduos fazem parte têm alguma influência no modelo e por fim, estuda-se implementar características como o preconceito ou discriminação no modelo para que sejam averiguados os dados.

REFERÊNCIAS

ABDUL-RAHMAN, A.; HAILES, S. Supporting trust in virtual communities. In: SYSTEM SCIENCES, 2000. PROCEEDINGS OF THE 33RD ANNUAL HAWAII INTERNATIONAL CONFERENCE ON, 2000. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2000. p.9–pp.

AGUIAR, M. S. **Análise Formal da Complexidade de Algoritmos Genéticos**. 1998. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) — PPGC da UFRGS, Porto Alegre/RS.

AMARAL, W. do. Teoria de jogos nebulosos na resolução de problemas de decisão e conflito de interesses. **Biblioteca Digital da Unicamp**, [S.l.], 2007.

ANDREONI, J.; MILLER, J. Giving According to GARP: An Experimental Test of the Consistency of Preferences for Altruism. **Econometrica**, [S.l.], v.70, n.2, p.737–753, 2002.

BARAN, P. On distributed communications networks. **Communications Systems, IEEE Transactions on**, [S.l.], v.12, n.1, p.1–9, 1964.

BENEVENUTO, F.; RODRIGUES, T.; CHA, M.; ALMEIDA, V. Characterizing user behavior in online social networks. In: ACM SIGCOMM CONFERENCE ON INTERNET MEASUREMENT CONFERENCE, 9., 2009. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2009. p.49–62.

BORGHOFF, U.; PARESCHI, R. Information technology for knowledge management. **Journal of Universal Computer Science**, [S.l.], v.3, n.8, p.835–842, 1997.

BOYD, d.; ELLISON, N. Social network sites: Definition, history, and scholarship. **Journal of Computer-Mediated Communication**, [S.l.], 2001.

BROMLEY, D. **Reputation, image and impression management**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 1993.

BUSKENS, V. The social structure of trust. **Social Networks**, [S.l.], v.20, n.3, p.265–289, 1998.

CASTELFRANCHI, C.; FALCONE, R. Principles of trust for MAS: Cognitive anatomy, social importance, and quantification. In: MULTI AGENT SYSTEMS, 1998. PROCEEDINGS. INTERNATIONAL CONFERENCE ON, 1998. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1998. p.72–79.

CELETANI, M.; FUDENBERG, D.; LEVINE, D.; PESENDORFER, W. Maintaining a reputation against a long-lived opponent. **Econometrica: Journal of the Econometric Society**, [S.l.], p.691–704, 1966.

CHAUDHURI, A. **Experiments in economics**: Playing fair with money. [S.l.]: Routledge, 2009.

COSTA, A. A teoria piagetiana das trocas sociais e sua aplicação aos ambientes de ensino-aprendizagem. **Informática na educação: teoria & prática. Porto Alegre. Vol. 6, n. 2 (jul./dez. 2003), p. 77-90**, [S.l.], 2003.

DEGENNE, A.; FORSÉ, M. **Introducing social networks**. [S.l.]: Sage Publications Ltd, 1999.

DIMURO, G.; COSTA, A. Qualitative Markov decision processes and the coordination of social exchanges in multi-agent systems. In: WORKSHOP ON GAME THEORETIC AND DECISION THEORETIC AGENTS AT IJCAI CONFERENCE, EDINBURGH, 2005. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2005.

DIMURO, G.; COSTA, A.; GONÇALVES, L.; HUBNER, A. Interval-valued Hidden Markov Models for recognizing personality traits in social exchanges in open multiagent systems. **TEMA Tend. Mat. Apl. Comput.**, [S.l.], v.9, n.1, p.83–93, 2008.

DIMURO, G.; COSTA, A.; PALAZZO, L. Systems of exchange values as tools for multi-agent organizations. **Journal of the Brazilian Computer Society**, [S.l.], v.11, n.1, p.31–50, 2005.

DIMURO, G. P.; COSTA, A. C. d. R.; GONÇALVES, L. V.; HÜBNER, A. Centralized Regulation of Social Exchanges Between Personality-Based Agents. In: NORIEGA, P.; VÁZQUEZ-SALCEDA, J.; BOELLA, G.; BOISSIER, O.; DIGNUM, V.; FORNARA, N.; MATSON, E. (Ed.). **Coordination, Organizations, Institutions, and Norms in Agent Systems II**. [S.l.]: Springer Berlin / Heidelberg, 2007. p.338–355. (Lecture Notes in Computer Science, v.4386). 10.1007/978-3-540-74459-7-22.

DIMURO, G. P.; ROCHA COSTA, A. C. da; GONÇALVES, L. V.; HÜBNER, A. Regulating Social Exchanges Between Personality-Based Non-transparent Agents.

In: MICAI 2006: ADVANCES IN ARTIFICIAL INTELLIGENCE, 5TH MEXICAN INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE, APIZACO, MEXICO, NOVEMBER 13-17, 2006, PROCEEDINGS, 2006. **Anais...** Springer, 2006. p.1105–1115. (Lecture Notes in Computer Science, v.4293).

DIMURO, G. P.; ROCHA COSTA, A. C. da; PALAZZO, L. A. M. Systems of Exchange Values as Tools for Multi-Agent Organizations. **J. Braz. Comp. Soc.**, [S.I.], v.11, n.1, p.27–40, 2005.

DUTTA, P. K. **Strategies and games**: theory and practice. [S.I.]: MIT press, 1999.

EASLEY, D.; KLEINBERG, J. **Networks, Crowds, and Markets**: Reasoning about a Highly Connected World. [S.I.]: Cambridge University Press, 2010.

ECKEL, C.; JOHNSON, M.; WILSON, R. Fairness and Rejection in the Ultimatum Bargaining Game. **Political Analysis**, [S.I.], v.10, n.4, p.376–393, 2002.

FEHR, E.; SCHMIDT, K. M. A Theory Of Fairness, Competition, And Cooperation. **The Quarterly Journal of Economics**, [S.I.], v.114, n.3, p.817–868, 1999.

FIANI, R. **Teoria dos Jogos**. [S.I.]: CAMPUS, 2006.

FONER, L. Yenta: a multi-agent, referral-based matchmaking system. In: AUTONOMOUS AGENTS, 1997. **Proceedings...** [S.I.: s.n.], 1997. p.301–307.

FRANCHI, E. A Multi-Agent Implementation of Social Networks. In: WOA 2010 UNDICESIMO WORKSHOP NAZIONALE DAGLI OGGETTI AGLI AGENTI, 2010. **Proceedings...** [S.I.: s.n.], 2010.

GARTON, L.; HAYTHORNTHWAITHE, C.; WELLMAN, B. Studying Online Social Networks. **J. Computer-Mediated Communication**, [S.I.], v.3, n.1, 1997.

GOLDBERG, D. E. **Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning**. Reading, Massachusetts: Addison-Wesley Publishing Company, 1989.

GRANOVETTER, M. The strength of weak ties. **American journal of sociology**, [S.I.], p.1360–1380, 1973.

GÜTH, W.; SCHMITTBERGER, R.; SCHWARZE, B. An experimental analysis of ultimatum bargaining. **Journal of Economic Behavior & Organization**, [S.I.], v.3, n.4, p.367–388, 1982.

HAGE, P.; HARARY, F. **Island networks**: communication, kinship, and classification structures in Oceania. [S.I.]: Cambridge Univ Pr, 1996. v.11.

KAEBLING, L. P.; LITTMAN, M. L.; CASSANDRA, A. R. Planning and Acting in Partially Observable Stochastic Domains. **Artificial Intelligence**, [S.l.], v.101, n.1–2, p.99–134, 1998.

KARLINS, M.; ABELSON, H. **Persuasion**: How opinions and attitudes are changed. [S.l.]: Springer, 1970.

KAUTZ, H.; SELMAN, B.; SHAH, M. Referral Web: combining social networks and collaborative filtering. **Communications of the ACM**, [S.l.], v.40, n.3, p.63–65, 1997.

KELLERMANN, G. A. **Aspectos Estatísticos e Dinâmicos do Jogo do Ultimato Espacial e Não Espacial**. 2008. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) — PPGC da UFRGS, Porto Alegre/RS.

LOVEJOY, W. A survey of algorithmic methods for partially observed Markov decision processes. **Annals of Operations Research**, [S.l.], v.28, p.47–65, 1991. 10.1007/BF02055574.

MACEDO, L. F. K. de. **Uma abordagem evolucionária e espacial para o Jogo da Autorregulação de Processos de Trocas Sociais em Sistemas Multiagentes, com base em Algoritmos Genéticos Fuzzy**. [S.l.]: Universidade Federal do Rio Grande - Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional, 2012. Experimental.

MACEDO, L. F. K.; R. RIBEIRO, M. dos; BRIÃO, S. L.; FONSECA, C. N. da; AGUIAR, M. S. de; DIMURO, G. P. Simulação Multiagente de uma Abordagem Evolutiva e Espacial para o Jogo do Ultimato. **Anais do Workshop-Escola de Sistemas de Agentes, seus Ambientes e aplicações**, [S.l.], v.VI, p.35–46, 2012.

MANNING, C.; RAGHAVAN, P.; SCHUTZE, H. **Introduction to information retrieval**. [S.l.]: Cambridge University Press Cambridge, 2008. v.1.

MICHALEWICZ, Z. **Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs**. [S.l.]: Springer-Verlag, 1996. Contains introductory chapter on LCS.

MILGRAM, S. The small world problem. **Psychology today**, [S.l.], v.2, n.1, p.60–67, 1967.

NICOLINI, J.; MARIMON, R.; TELES, P. Competition and Reputation. **Department of Economics Working Papers**, [S.l.], 2000.

NOWAK, M. A.; PAGE, K. M.; SIGMUND, K. Fairness versus reason in the ultimatum game. **Science**, [S.l.], v.289, n.5485, p.1773–1775, 2000.

OOSTERBEEK, H.; SLOOF, R.; KUILEN, G. van de. **Cultural differences in ultimatum game experiments**: Evidence from a meta-analysis. [S.l.]: EconWPA, 2004. Experimental. (0401003).

PACHECO, M. A. **Notas de Aula em Computação Evolucionária**. <http://www.ica.ele.pucrio.br>.

PAGE, K. M.; NOWAK, M. A.; SIGMUND, K. The Spatial Ultimatum Game. **Proceedings of the Royal Society of London Biological Sciences**, [S.l.], v.267, n.1458, p.2177–2182, 2000.

PEREIRA, D. **Construção de Planos BDI a partir de Políticas Ótimas de POMDPs, com Aplicação na Auto-Regulação de Trocas Sociais em Sistemas Multiagentes**. 2008. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — Dissertação de mestrado, PPGINF/UCPel, Pelotas, RS.

PEREIRA, D. R.; GONÇALVES, L. V.; DIMURO, G. P.; ROCHA COSTA, A. C. da. Towards the Self-regulation of Personality-Based Social Exchange Processes in Multiagent Systems. In: **ADVANCES IN ARTIFICIAL INTELLIGENCE - SBIA 2008, 19TH BRAZILIAN SYMPOSIUM ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE, SALVADOR, BRAZIL, OCTOBER 26-30, 2008. PROCEEDINGS, 2008. Anais...** Springer, 2008. p.113–123. (Lecture Notes in Computer Science, v.5249).

RECUERO, R. **Comunidades em Redes Sociais na Internet**: Proposta de Tipologia baseada no Fotolog.com. 2006. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS.

RECUERO, R. **Redes Sociais na Internet**. [S.l.]: Sulina, 2009.

RIBEIRO, M. **Apropriação Em Redes Sociais Online**: Os Microblogs Como Forma De Conversação E Difusão De Informação. <http://www.intercom.org.br/papers/nacionais/2009/resumos/R4-2426-1.pdf>.

RIBEIRO, M. **Um estudo sobre Algoritmos Genéticos e Culturais e Métodos de Descoberta de Conhecimento, Perfis e Reputação em Redes Sociais**. Pelotas: PPGC da UFPEL, 2012. (Trabalho Individual).

RIBEIRO, M.; AGUIAR, M. de. A new model of agent self-regulation based on profile discovery in social networks applied to the ultimatum game. **IEEE Computer Society**, [S.l.], 2012.

SABATER, J.; SIERRA, C. REGRET: reputation in gregarious societies. In: **AUTONOMOUS AGENTS, 2001. Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2001. p.194–195.

SABATER, J.; SIERRA, C. Reputation and social network analysis in multi-agent systems. In: AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS: PART 1, 2002. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2002. p.475–482.

SCHILLO, M.; FUNK, P.; ROVATSOS, M. Using trust for detecting deceitful agents in artificial societies. **Applied Artificial Intelligence**, [S.l.], v.14, n.8, p.825–848, 2000.

SCOTT, J. **Social Network Analysis: A Handbook**. London, UK: SAGE Publications, 1991.

SILVA, E. **Otimização de estruturas de concreto armado utilizando algoritmos genéticos**. 2001. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) — Universidade de São Paulo.

THALER, R. Anomalies: The ultimatum game. **The Journal of Economic Perspectives**, [S.l.], v.2, n.4, p.195–206, 1988.

VÁZQUEZ, A.; BARRIO, I.; VÁZQUEZ-SALCEDA, J.; PUJOL, J.; SANGÜESA, R. An agent-based Collaboratory. In: ACAI, 2001. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2001. v.1.

VIVACQUA, A. Agents for expertise location. In: AAI SPRING SYMPOSIUM WORKSHOP ON INTELLIGENT AGENTS IN CYBERSPACE, 1999., 1999. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 1999. p.9–13.

VON NEUMANN, J.; MORGENSTERN, O. **Theory of Games and Economic Behavior (Commemorative Edition)**. [S.l.]: Princeton university press, 2007.

WARE, R. **Industrial organization: a strategic approach**. [S.l.]: Irwin/McGraw-Hill, 2000.

WASSERMAN, S.; FAUST, K. **Social network analysis: methods and applications**. [S.l.]: Cambridge University Press, 1994.

WELLMAN, B.; CHEN, W.; WEIZHEN, D. Social Connections in China: Institutions, Culture and the Changing Nature of Guanxi. In: NETWORKING GUANXI, 2002. **Anais...** Cambridge University Press, 2002. p.221–41.

WELLMAN, B.; GULIA, M.; MANTEI, M. **Net Surfers Don't Ride Alone: Virtual Communities As Communities**.

WOOLDRIDGE, M. **An Introduction to MultiAgent Systems**. Chichester: Wiley, 2002.

XIANYU, B. 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**, [S.I.], v.13, p.2, 2010.

YU, B.; SINGH, M. A social mechanism of reputation management in electronic communities. **Cooperative Information Agents IV-The Future of Information Agents in Cyberspace**, [S.I.], p.355–393, 2000.

ZACHARIA, G.; MOUKAS, A.; MAES, P. Collaborative reputation mechanisms for electronic marketplaces. **Decision Support Systems**, [S.I.], v.29, n.4, p.371–388, 2000.

ANEXO A DADOS BRUTOS SOBRE A EVOLUÇÃO DAS JOGADAS NO JU

Uma versão detalhada da evolução das jogadas no Jogo do Ultimato pode ser observada no seguinte link <http://db.tt/P3fTdgxl> ou pelo QRCode abaixo.



Uma extensão baseada em características de redes sociais do modelo evolucionário de preferências sociais para autorregulação de agentes aplicada ao jogo do ultimato – Murian dos Reis Ribeiro



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PELOTAS
Centro de Desenvolvimento Tecnológico
Programa de Pós-Graduação em Computação



Dissertação

Uma extensão baseada em características de redes sociais do modelo evolucionário de preferências sociais para autorregulação de agentes aplicada ao jogo do ultimato

MURIAN DOS REIS RIBEIRO

Pelotas, 2013