

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE**

**Centro de Ciências Computacionais - C3**

**Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional**



**Dissertação**

**Uma abordagem evolucionária e espacial para o Jogo da  
Autorregulação de Processos de Trocas Sociais em Sistemas  
Multiagentes**

**LUÍS FELIPE KIESOW DE MACEDO**

Rio Grande, 2013

LUÍS FELIPE KIESOW DE MACEDO

**Uma abordagem evolucionária e espacial para o Jogo da  
Autorregulação de Processos de Trocas Sociais em Sistemas  
Multiagentes**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional da Universidade Federal do Rio Grande, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Modelagem Computacional

Orientadora: Prof. Dr<sup>a</sup>. Graçaliz Pereira Dimuro  
Co-orientador: Prof. Dr. Marilton Sanchotene de Aguiar

Rio Grande, 2013

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

A999a Kiesow de Macedo, Luís Felipe

Uma abordagem evolucionária e espacial para o Jogo da Autorregulação de Processos de Trocas Sociais em Sistemas Multiagentes / Luís Felipe Kiesow de Macedo. – Rio Grande, 2013. – 80 f: gráf. – Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Computação. Universidade Federal do Rio Grande. Centro de Ciências Computacionais - C3. Rio Grande, 2013. – Orientador Graçaliz Pereira Dimuro; Co-orientador Marilton Sanhotene de Aguiar.

1. Sistemas Multiagentes. 2. Trocas Sociais.  
3. Autorregulação. 4. Teoria dos Jogos. I. Dimuro, Graçaliz Pereira. II. Aguiar, Marilton Sanhotene de. III. Título.

CDD: 999.9

**Banca examinadora:**

---

Prof. Dr. Jaime Simão Sichman

---

Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Diana Francisca Adamatti

---

Prof. Dr. Eder Mateus Nunes Gonçalves



## **AGRADECIMENTOS**



## RESUMO

KIESOW DE MACEDO, Luís Felipe. **Uma abordagem evolucionária e espacial para o Jogo da Autorregulação de Processos de Trocas Sociais em Sistemas Multiagentes**. 2013. 80 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Computação. Universidade Federal do Rio Grande, Rio Grande.

Interações sociais são frequentemente descritas como trocas sociais. Na literatura, trocas sociais em Sistemas Multiagentes são objeto de estudo em diversos contextos, nos quais as relações sociais são interpretadas como trocas sociais. Dentre os problemas estudados, um problema fundamental discutido na literatura é a regulação de trocas sociais, por exemplo, a emergência de trocas equilibradas ao longo do tempo levando ao equilíbrio social e/ou comportamento de equilíbrio/justiça. Em particular, o problema da regulação de trocas sociais é difícil quando os agentes tem informação incompleta sobre as estratégias de troca dos outros agentes, especificamente se os agentes têm diferentes estratégias de troca. Esta dissertação de mestrado propõe uma abordagem para a autorregulação de trocas sociais em sistemas multiagentes, baseada na Teoria dos Jogos. Propõe-se o modelo de Jogo de Autorregulação de Processos de Trocas Sociais (JAPTS), em uma versão evolutiva e espacial, onde os agentes organizados em uma rede complexa, podem evoluir suas diferentes estratégias de troca social. As estratégias de troca são definidas através dos parâmetros de uma função de *fitness*. Analisa-se a possibilidade do surgimento do comportamento de equilíbrio quando os agentes, tentando maximizar sua adaptação através da função de *fitness*, procuram aumentar o número de interações bem sucedidas. Considera-se um jogo de informação incompleta, uma vez que os agentes não têm informações sobre as estratégias de outros agentes. Para o processo de aprendizado de estratégias, utiliza-se um algoritmo evolutivo, no qual os agentes visando maximizar a sua função de *fitness*, atuam como autorregulares dos processos de trocas possibilitadas pelo jogo, contribuindo para o aumento do número de interações bem sucedidas. São analisados 5 diferentes casos de composição da sociedade. Para alguns casos, analisa-se também um segundo tipo de cenário, onde a topologia de rede é modificada, representando algum tipo de mobilidade, a fim de analisar se os resultados são dependentes da vizinhança. Além disso, um terceiro cenário é estudado, no qual é se determinada uma política de influência, quando as médias dos parâmetros que definem as estratégia adotadas pelos agentes tornam-se públicas em alguns momentos da simulação, e os agentes que adotam a mesma estratégia de troca, influenciados por isso, imitam esses valores. O modelo foi implementado em NetLogo.

**Palavras-chave:** Sistemas Multiagentes, Trocas Sociais, Autorregulação, Teoria dos Jogos.



## ABSTRACT

KIESOW DE MACEDO, Luís Felipe. **An evolutionary and spatial approach to the Game of Self-Regulation of Social Exchanges processes in Multiagent Systems, based on Genetic Algorithms.** 2013. 80 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Computação. Universidade Federal do Rio Grande, Rio Grande.

Social interactions are often described as social exchanges. In the literature, social exchanges in Multi-Agent Systems are object of study in several contexts, in which social relations are interpreted as social exchanges. Among the problems studied, a key one discussed in the literature is the regulation of social exchanges, for instance, the emergence of balanced exchanges throughout time leading to social balance and/or behavior of balance/justice. In particular, the problem of regulation of social exchanges is difficult, when agents have incomplete information on strategies of other agents? exchange, specifically if agents have distinct strategies of exchange. This dissertation proposes an approach to self-regulation of social exchanges in multi-agents systems, based on Theory of Games. We propose the model of Game of Self-regulation of Social Exchanges Processes (GSSEP), in a spatial and evolutionary version, where organized agents in a complex network can evolve their distinct strategies of social exchange. Strategies of exchange are defined through parameters of a fitness function. We analyze the possibility of emergence of behavior of balance when agents, trying to maximize their adaptation through fitness function, search for increasing the number of successful interactions. We consider it a game of incomplete information, since agents do not have information on other agents? strategies. We use an evolutionary algorithm, in which agents, aiming at maximizing their fitness function, act as self-regulators of processes of exchanges enabled by the game, contributing for the increase of the number of successful interactions for process of learning strategies. Five different cases of the structure of society are analyzed. For some cases, we also analyze a second type of scenario, where network topology is modified, representing some kind of mobility, in order to analyze if results depend on neighborhood. Furthermore, a third scenario is studied to analyze if results found for each type of strategy of social exchange in time are outstanding. In this scenario, an influence policy is determined, when the averages of parameters that define the strategy adopted by agents become public in some moments of simulation, and agents that adopt the same strategy of exchange, influenced by that, imitate these values. The model was implemented at NetLogo.

Multiagent Systems, Social Exchanges, Self-regulation, Game Theory

**Keywords:** Multiagent Systems, Social Exchanges, Self-regulation, Game Theory.

## LISTA DE FIGURAS

|           |   |    |
|-----------|---|----|
| Figura 1  | Etapas de trocas entre dois agentes . . . . .   | 22 |
| Figura 2  | Etapas de trocas do JAPTS . . . . .   | 32 |
| Figura 3  | Esboço da distribuição dos agentes no JAPTS . . . . .   | 35 |
| Figura 4  | P5-all - Quantidade de trocas em 250 ciclos . . . . .   | 44 |
| Figura 5  | P5-all - Quantidade de trocas em 5000 ciclos . . . . .  | 44 |
| Figura 6  | P5-all - Valores de adaptação ( <i>fitness</i> ) no tempo de cada estratégia em 250 ciclos . . . . .      | 44 |
| Figura 7  | P5-all - Valores de adaptação ( <i>fitness</i> ) no tempo de cada estratégia em 5000 ciclos . . . . .     | 45 |
| Figura 8  | P5-all - Evolução das trocas por estratégia analisando o primeiro e o último ciclo. . . . .               | 46 |
| Figura 9  | P5-all - Evolução da adaptação analisando o primeiro e o último ciclo.                                    | 47 |
| Figura 10 | Comparação da quantidade de trocas do caso P5 all em diferentes cenários. . . . .                         | 49 |
| Figura 11 | Comparação do <i>fitness</i> no caso P5 all em diferentes cenários. . . . .                               | 50 |
| Figura 12 | P2-alt-ego - Quantidade de trocas em 250 ciclos . . . . .   | 50 |
| Figura 13 | P2-alt-ego - Quantidade de trocas em 5000 ciclos . . . . .  | 50 |
| Figura 14 | P2-alt-ego - Quantidade de nenhuma troca por estratégia . . . . .   | 51 |
| Figura 15 | P2-alt-ego - Quantidade de uma troca por estratégia . . . . .   | 51 |
| Figura 16 | P2-alt-ego - Quantidade de duas trocas por estratégia . . . . .   | 51 |
| Figura 17 | P2-alt-ego - Comportamento da estratégia altruísta . . . . .  | 51 |
| Figura 18 | P2-alt-ego - Comportamento da estratégia egoísta . . . . .  | 51 |
| Figura 19 | P2-alt-ego - Valores de adaptação ( <i>fitness</i> ) no tempo de cada estratégia em 250 ciclos . . . . .  | 52 |
| Figura 20 | P2-alt-ego - Valores de adaptação ( <i>fitness</i> ) no tempo de cada estratégia em 5000 ciclos . . . . . | 52 |
| Figura 21 | P2-alt-ego - Evolução das trocas por estratégia analisando o primeiro e o último ciclo. . . . .           | 53 |
| Figura 22 | P2-alt-ego - <i>Fitness</i> no primeiro e no último ciclo. . . . .  | 54 |
| Figura 23 | Comparação da quantidade de trocas do caso P2-alt-ego em diferentes cenários. . . . .                     | 55 |
| Figura 24 | Comparação do <i>fitness</i> em diferentes cenários no caso P2-alt-ego. . . . .                           | 55 |
| Figura 25 | P2-walt-wego - Quantidade de trocas em 250 ciclos . . . . .   | 56 |
| Figura 26 | P2-walt-wego - Quantidade de trocas em 5000 ciclos . . . . .  | 56 |
| Figura 27 | P2-walt-wego - Quantidade de nenhuma troca por estratégia . . . . .                                       | 57 |
| Figura 28 | P2-walt-wego - Quantidade de uma troca por estratégia . . . . .   | 57 |

|           |  |    |
|-----------|--|----|
| Figura 29 | P2-walt-wego - Quantidade de duas trocas por estratégia . . . . .  | 57 |
| Figura 30 | P2-walt-wego - Comportamento da estratégia altruísta fraco . . . . .                                       | 57 |
| Figura 31 | P2-walt-wego - Comportamento da estratégia egoísta fraco . . . . .   | 57 |
| Figura 32 | P2-walt-wego - <i>Fitness</i> por estratégia em 250 ciclos . . . . .                                       | 58 |
| Figura 33 | P2-walt-wego - <i>Fitness</i> por estratégia em 5000 ciclos . . . . .                                      | 58 |
| Figura 34 | P2-walt-wego - Evolução das trocas por estratégia analisando o primeiro e o último ciclo. . . . .          | 59 |
| Figura 35 | P2-walt-wego - Evolução da adaptação analisando o primeiro e o último ciclo. . . . .                       | 60 |
| Figura 36 | P1-alt-walt - Evolução no tempo da quantidade de trocas em 250 ciclos                                      | 60 |
| Figura 37 | P1-alt-walt - Evolução no tempo da quantidade de trocas em 5000 ciclos                                     | 60 |
| Figura 38 | P1-alt-walt - Evolução na quantidade de nenhuma troca por estratégia                                       | 61 |
| Figura 39 | P1-alt-walt - Evolução na quantidade de uma troca por estratégia . . .                                     | 61 |
| Figura 40 | P1-alt-walt - Evolução na quantidade de duas trocas por estratégia . .                                     | 61 |
| Figura 41 | P1-alt-walt - Comportamento da estratégia egoísta . . . . .  | 61 |
| Figura 42 | P1-alt-walt - Comportamento da estratégia egoísta . . . . .  | 61 |
| Figura 43 | P1-alt-walt - Valores de adaptação ( <i>fitness</i> ) no tempo de cada estratégia em 250 ciclos . . . . .  | 62 |
| Figura 44 | P1-alt-walt - Valores de adaptação ( <i>fitness</i> ) no tempo de cada estratégia em 5000 ciclos . . . . . | 62 |
| Figura 45 | P1-alt-walt - Evolução das trocas por estratégia analisando o primeiro e o último ciclo. . . . .           | 63 |
| Figura 46 | P1-alt-walt - Evolução da adaptação analisando o primeiro e o último ciclo. . . . .                        | 64 |
| Figura 47 | P1-ego-wego - Quantidade de trocas em 250 ciclos . . . . .   | 65 |
| Figura 48 | P1-ego-wego - Quantidade de trocas em 5000 ciclos . . . . .  | 65 |
| Figura 49 | P1-ego-wego - Quantidade de nenhuma troca por estratégia . . . . .   | 65 |
| Figura 50 | P1-ego-wego - Quantidade de uma troca por estratégia . . . . .   | 65 |
| Figura 51 | P1-ego-wego - Quantidade de duas trocas por estratégia . . . . .   | 65 |
| Figura 52 | P1-ego-wego - Comportamento da estratégia egoísta . . . . .  | 66 |
| Figura 53 | P1-ego-wego - Comportamento da estratégia egoísta . . . . .  | 66 |
| Figura 54 | P1-ego-wego - <i>Fitness</i> no tempo de cada estratégia em 250 ciclos . .                                 | 66 |
| Figura 55 | P1-ego-wego - <i>Fitness</i> no tempo de cada estratégia em 5000 ciclos . .                                | 67 |
| Figura 56 | P1-ego-wego - Evolução das trocas por estratégia analisando o primeiro e o último ciclo. . . . .           | 67 |
| Figura 57 | P1-ego-wego - <i>Fitness</i> no primeiro e o último ciclo. . . . .   | 68 |

## LISTA DE TABELAS

|           |  |    |
|-----------|--|----|
| Tabela 1  | Vetor de Ajuste . . . . .  | 37 |
| Tabela 2  | Cromossomo . . . . .   | 38 |
| Tabela 3  | Cromossomos do agente $i$ e do agente $j$ em um jogo . . . . .                             | 38 |
| Tabela 4  | Definição das estratégias . . . . .  | 40 |
| Tabela 5  | Trocas no primeiro ciclo (%) P5-all . . . . .  | 47 |
| Tabela 6  | Trocas no último ciclo (%) P5-all . . . . .  | 47 |
| Tabela 7  | Média, variância e desvio padrão do <i>fitness</i> por estratégia - P5-all . . . . .       | 48 |
| Tabela 8  | Média, variância e desvio padrão do <i>fitness</i> global P5-all . . . . .                 | 48 |
| Tabela 9  | Trocas no primeiro ciclo (%) P2-alt-ego . . . . .  | 54 |
| Tabela 10 | Trocas no último ciclo (%) P2-alt-ego . . . . .  | 54 |
| Tabela 11 | Média, variância e desvio padrão do <i>fitness</i> por estratégia - P2-alt-ego . . . . .   | 55 |
| Tabela 12 | Trocas no primeiro ciclo (%) P2-walt-wego . . . . .  | 59 |
| Tabela 13 | Trocas no último ciclo (%) P2-walt-wego . . . . .  | 59 |
| Tabela 14 | Média, variância e desvio padrão do <i>fitness</i> por estratégia - P2-walt-wego . . . . . | 60 |
| Tabela 15 | Trocas no primeiro ciclo (%) P1-alt-walt . . . . .   | 64 |
| Tabela 16 | Trocas no último ciclo (%) P1-alt-walt . . . . .   | 64 |
| Tabela 17 | Trocas no primeiro ciclo (%) P1-ego-wego . . . . .   | 68 |
| Tabela 18 | Trocas no último ciclo (%) P1-ego-wego . . . . .   | 68 |
| Tabela 19 | Média, variância e desvio padrão do <i>fitness</i> por estratégia - P1-ego-wego . . . . .  | 69 |

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

|              |   |
|--------------|---|
| JAPTS        | Jogo da Autorregulação de Processos de Trocas Sociais                                       |
| SMA          | Sistemas Multiagentes   |
| BDI          | Beliefs, Desires, Intentions  |
| MDP          | Markov Decision Process   |
| HMM          | Hidden Markov Model   |
| POMDP        | Partially Observable Markov Decision Process  |
| QI-MDP       | Qualitative Interval Markov Decision Process  |
| BDI-POMDP    | Beliefs, Desires, Intentions-Partially Observable Markov Decision Process                   |
| alt          | Agentes com estratégia altruísta  |
| walt         | Agentes com estratégia altruísta fraco  |
| ego          | Agentes com estratégia egoísta  |
| wego         | Agentes com estratégia egoísta fraco  |
| rac          | Agentes com estratégia racional   |
| P5-all       | Caso com estratégias de troca altruísta, altruísta fraco, egoísta, egoísta fraco e racional |
| P2-alt-ego   | Caso com estratégias de troca altruísta e egoísta   |
| P2-walt-wego | Caso com estratégias de troca altruísta fraco e egoísta fraco                               |
| P1-alt-walt  | Caso com estratégias de troca altruísta e altruísta fraco                                   |
| P1-ego-wego  | Caso com estratégias de troca egoísta e egoísta fraco                                       |

## SUMÁRIO

|            |  |    |
|------------|--|----|
| <b>1</b>   | <b>INTRODUÇÃO</b>  | 16 |
| <b>1.1</b> | <b>Objetivos</b>   | 18 |
| <b>1.2</b> | <b>Organização do Texto</b>  | 18 |
| <b>2</b>   | <b>REFERENCIAL TEÓRICO</b>   | 20 |
| <b>2.1</b> | <b>Trocas Sociais</b>  | 20 |
| 2.1.1      | A estrutura de trocas sociais  | 22 |
| 2.1.2      | Regulação de Trocas Sociais em Sistemas Multiagentes                   | 23 |
| <b>2.2</b> | <b>Teoria dos Jogos</b>  | 25 |
| 2.2.1      | Breve Histórico  | 25 |
| 2.2.2      | Visão geral da Teoria dos Jogos  | 26 |
| 2.2.3      | Jogo do Ultimato   | 27 |
| 2.2.4      | Jogo do Ultimato com outras abordagens                                 | 28 |
| <b>3</b>   | <b>MODELO - JOGO DE AUTORREGULAÇÃO DE PROCESSOS DE TROCAS SOCIAIS</b>  | 31 |
| <b>3.1</b> | <b>Modelo do jogo de trocas entre dois agentes</b>                     | 32 |
| 3.1.1      | A função de Payoff   | 34 |
| <b>3.2</b> | <b>Modelo de troca de serviços entre <math>n</math> agentes</b>        | 35 |
| 3.2.1      | Avaliação do <i>fitness</i> das diferentes estratégias de troca social | 35 |
| 3.2.2      | O mecanismo evolucionário para as estratégias                          | 36 |
| 3.2.3      | Estratégias de troca social  | 38 |
| 3.2.4      | Definição das diferentes estratégias de troca no JAPTS                 | 40 |
| <b>4</b>   | <b>ANÁLISE DAS SIMULAÇÕES</b>  | 42 |
| <b>4.1</b> | <b>Caso P5 ALL</b>   | 43 |
| 4.1.1      | Evolução no tempo da quantidade de trocas                              | 44 |
| 4.1.2      | Evolução no tempo do <i>fitness</i>                                    | 44 |
| 4.1.3      | Análises após 30 simulações em P5-all                                  | 45 |
| 4.1.4      | Comparações entre diferentes cenários para o caso P5-all               | 48 |
| <b>4.2</b> | <b>Caso P2-alt-ego</b>   | 49 |
| 4.2.1      | Evolução no tempo da quantidade de trocas                              | 49 |
| 4.2.2      | Evolução no tempo do <i>fitness</i>                                    | 52 |
| 4.2.3      | Análises após 30 simulações em P2-alt-ego                              | 52 |
| 4.2.4      | Comparações entre diferentes cenários para o caso P2-alt-ego           | 54 |
| <b>4.3</b> | <b>Caso P2-walt-wego</b>   | 56 |
| 4.3.1      | Evolução no tempo da quantidade de trocas                              | 56 |
| 4.3.2      | Evolução no tempo do <i>fitness</i>                                    | 57 |

|            |   |    |
|------------|---|----|
| 4.3.3      | Análise e comparações após 30 simulações em <i>P2-walt-wego</i> . . . . . | 58 |
| <b>4.4</b> | <b>Caso P1-alt-walt</b> . . . . .   | 60 |
| 4.4.1      | Evolução no tempo da quantidade de trocas . . . . .                       | 60 |
| 4.4.2      | Evolução no tempo do <i>fitness</i> . . . . .                             | 62 |
| 4.4.3      | Análise e comparações após 30 simulações em <i>P1-alt-walt</i> . . . . .  | 63 |
| <b>4.5</b> | <b>Caso P1-ego-wego</b> . . . . .   | 64 |
| 4.5.1      | Evolução no tempo da quantidade de trocas . . . . .                       | 64 |
| 4.5.2      | Evolução no tempo do <i>fitness</i> . . . . .                             | 66 |
| 4.5.3      | Análise e comparações após 30 simulações em <i>P1-ego-wego</i> . . . . .  | 66 |
| <b>4.6</b> | <b>Processos do Algoritmo</b> . . . . .                                   | 68 |
| <b>5</b>   | <b>CONCLUSÃO</b> . . . . .  | 71 |
|            | <b>REFERÊNCIAS</b> . . . . .  | 73 |

# 1 INTRODUÇÃO

Esta dissertação de mestrado em Modelagem Computacional situa-se no contexto das áreas de Sistemas Multiagentes (SMA) (WEISS, 1999; WOOLDRIDGE, 2001) e de Simulação Social baseada em agentes (GILBERT, 2008; GILBERT; TROITZSCH, 2005), explorando temas relacionados à Teoria dos Jogos (NEUMANN; MORGENSTERN, 1944).

Interações sociais são frequentemente descritas como trocas sociais (EMERSON, 1976). Um problema fundamental que tem sido discutido na literatura é o da regulação de trocas sociais, no sentido de permitir, por exemplo, a emergência de trocas equilibradas ao longo do tempo, neste caso, levando ao equilíbrio social (PIAGET, 1995) e/ou comportamento de equilíbrio/justiça (RABIN, 1993).

Diferentes aspectos relacionados a trocas sociais em Sistemas Multiagentes (SMA) tem sido estudados na literatura, tais como os trabalhos de Grimaldo et al. (GRIMALDO; LOZANO; BARBER, 2008a, 2007a,b; GRIMALDO et al., 2008; GRIMALDO; LOZANO; BARBER, 2007c), Rodrigues et al. (RODRIGUES; LUCK, 2009a; RODRIGUES, 2007a; RODRIGUES; COSTA; BORDINI, 2003; RODRIGUES; COSTA, 2004; RODRIGUES; LUCK, 2006a, 2007, 2006b) e Franco et al. (FRANCO; COSTA; COELHO, 2010, 2008).

Inicialmente, a modelagem de interações entre agentes foi proposta em (DIMURO; ROCHA COSTA, 2005). Logo após, os trabalhos apresentam mecanismos para a regulação de trocas sociais.

Em (DIMURO; COSTA; PALAZZO, 2005) é proposto um modelo de organização social, no qual as relações sociais são interpretadas como trocas sociais e valores de troca são colocados em uso no apoio à continuidade do desempenho das trocas sociais. Neste trabalho foi desenvolvido um *supervisor de equilíbrio* social como um mecanismo centralizado, que usa intervalos numéricos para representar valores de troca e um QI-MDP (*Qualitative Interval Markov Decision Process*) para resolver o problema do equilíbrio da organização.

Este mecanismo foi estendido em por (DIMURO et al., 2006, 2007) e (PEREIRA et al., 2008b), considerando estratégias de trocas sociais e internalizando o mecanismo de regulação nos agentes, através de um modelo híbrido BDI-POMDP (*Beliefs, Desires, Intentions* (RAO; GEORGEFF, 1991a, 1992) - *Partially Observable Markov Decision Process* (KAELBLING; LITTMAN; CASSANDRA, 1998)), na linha de trabalho de Simari e Parsons (p.ex. (SIMARI; PARSONS, 2006)) e outros autores (NAIR; TAMBE, 2005a,b; SCHUT; WOOLDRIDGE; PARSONS, 2002; TRIGO; COELHO, 2010).

Este modelo foi estendido por (DIMURO et al., 2011; DIMURO; COSTA, 2012) com um componente baseado em HMM (Hidden Markov Model) (MACDONALD; ZUCCHINI, 1997) para reconhecimento e aprendizagem de estratégias de trocas em



sistemas multiagentes abertos. Uma comparação entre os modelos de regulação de trocas sociais é apresentada em (PEREIRA et al., 2010).

Os trabalhos na literatura até aqui comentados utilizaram sistemas fechados e abertos, com e sem centralização do mecanismo de regulação das trocas, mas sempre de responsabilidade de somente um dos agentes envolvidos na troca. Assim, o problema de autorregulação permanece, pois para a autorregulação de trocas sociais é necessário distribuir o processo de decisão em cada agente, ou seja, internalizar o mecanismo de regulação em todos os agentes.

Observando este cenário do estado da arte, em trabalhos anteriores (MACEDO et al., 2012a,b), foi dado um passo para a autorregulação de trocas sociais, considerando uma sociedade de agentes organizados em uma rede *Small World Network* (WATTS; STROGATZ, 1998), com agentes evoluindo suas estratégias de troca considerando as diferentes preferências sociais. Considerou-se um tipo especial de interação descrita pelo jogo do ultimato espacial evolutivo discutido por Xianyu (XIANYU, 2010), e analisou-se a evolução das estratégias de troca ao longo do tempo e a influência das diferentes preferências sociais dos agentes no aparecimento do comportamento de equilíbrio/justiça e no número de interações com sucesso.

Neste jogo, os agentes tem informação sobre os ganhos de outros agentes, mas não têm informações sobre as estratégias de outros agentes, não podem simplesmente imitar a melhor estratégia de seus agentes, caracterizando um jogo com informação incompleta. Assim sendo, cada agente em suas interações com outros agentes de sua rede precisa melhorar sua estratégia de jogo, a fim de aumentar o valor de utilidade, calculado por uma função de utilidade definida de acordo com a preferência social do agente. Com a evolução da estratégia de troca de cada agente de acordo com sua preferência social (CAMERER; HO; CHONG, 2001; FEHR; SCHMIDT, 1999), os agentes realizaram interações mais equilibradas/justas, e o número de trocas bem sucedidas também aumentou. Este modelo foi implementado em NetLogo.<sup>1</sup>

Nesta dissertação, propõe-se a formulação de um modelo de jogo evolutivo e espacial para a autorregulação de processos de trocas sociais (JAPTS), inspirado em trabalhos previos (MACEDO et al., 2012a,b) e (MACEDO et al., 2012), descrito nos parágrafos anteriores. No modelo proposto, considera-se um conjunto de agentes heterôgeneos que, conectados por uma rede complexa podem evoluir suas diferentes estratégias de troca social.

Neste modelo, os agentes podem adotar diferentes estratégias de troca, tais como: (a) altruísta, estratégia de troca flexível que favorece outros agentes nas trocas realizadas, (b) altruísta fraco, estratégia com características de estratégia altruísta, porém menos flexíveis, (c) egoísta, estratégia de troca rígida que favorece apenas os próprios benefícios do agente, (d) egoísta fraco, com características semelhantes da estratégia egoísta, porém menos rígidas e (e) estratégia de troca racional, baseada na racionalidade da Teoria dos Jogos.

As estratégias de troca são definidas através dos parâmetros de uma função de *fitness*, inspirada na função de *fitness* adotada por (XIANYU, 2010; FEHR; SCHMIDT, 1999; MACEDO et al., 2012a,b) para considerar diferentes preferências sociais na evolução do jogo do Ultimato. Os agentes envolvidos no jogo não têm informações sobre as estratégias

<sup>1</sup>Tal plataforma possui sua própria linguagem de programação, boa documentação e habilidades de visualização. Além disso, no Netlogo é possível trabalhar com um grande número de agentes e estudos em diferentes campos provaram a eficácia de Netlogo para a complexidade de manipulação (THIELE; GRIMM, 2010)

de troca dos outros agentes, caracterizando assim um jogo de informação incompleta.

Visando maximizar seu valor de adaptação, os agentes evoluem sua estratégia de troca, atuando como autorregulares dos processos de trocas possibilitadas pelo jogo, e assim contribuindo para o aumento do número de interações bem sucedidas.

Trata-se de um modelo de jogo do processo de trocas sociais com base na teoria de Piaget, no qual o equilíbrio é alcançado se ocorre a reciprocidade nas trocas no momento das interações. Desta forma, o objetivo desta dissertação é desenvolver um modelo de jogo da autorregulação de trocas sociais que promova interações .

## 1.1 Objetivos

O objetivo geral desta dissertação de mestrado é desenvolver um modelo de Jogo para Autorregulação do Processo de Trocas Sociais (JAPTS) em Sistemas Multiagentes em uma abordagem evolucionária e espacial, com a sociedade de agentes organizada em uma rede social complexa.

Mais especificamente, pretende-se:

1. Desenvolver um modelo de jogo para o processo de troca social entre dois agentes;
2. Desenvolver um modelo espacial de jogo para o processo de troca social entre  $n$  agentes;
3. Desenvolver o modelo espacial de jogo para autorregulação de trocas sociais entre agentes com diferentes estratégias de troca;
4. Definir a função de *fitness*, de tal forma que os valores atribuídos aos seus parâmetros reflitam as diferentes estratégias de troca que possam ser adotadas pelos agentes;
5. Desenvolver diferentes composições da sociedade e cenários para a análise do modelo;
6. Analisar a evolução das estratégias e dos processos de trocas sociais ao longo do tempo através de simulações com diferentes composições da sociedade, com agentes organizados em uma rede *Small World Network*;
7. Avaliar o modelo proposto no contexto da autorregulação de trocas sociais.

## 1.2 Organização do Texto

No Capítulo 2 são apresentados as teorias que embazam o modelo desta dissertação. Neste capítulo introduz a teoria sociológica de Jean Piaget (PIAGET, 1995) para modelagem de interações em sociedades. Além disso, apresenta trabalhos que utilizam esta teoria em sua formalização para a modelagem de interações em sistemas multiagentes, mais especificamente a regulação de interações sociais em SMA. Neste mesmo capítulo, também são apresentados os principais conceitos e alguns jogos de Teoria dos jogos.

O Capítulo 3, descreve o modelo proposto.

No Capítulo 4, apresenta-se as análises das simulações realizadas com o modelo desta dissertação. Para cada tipo de caso e também diferentes cenários de interação entre agentes de diferentes estratégias, são discutidos os resultados obtidos.

No Capítulo 5, são apresentadas as conclusões e também as propostas de trabalhos futuros.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Nesta dissertação é proposto um modelo de jogo para o processo das trocas sociais. O processo apresentado no modelo é fundamentado a partir da teoria de Piaget. Sendo assim, na Seção 2.1 é apresentada a teoria sociológica de Jean Piaget (PIAGET, 1995). Nesta mesma seção, comenta-se brevemente sobre alguns trabalhos na literatura que utilizam a teoria de Piaget para a modelagem de trocas sociais em sistemas multiagentes, mais especificamente modelos para a regulação de interações sociais em SMA. Dentre estes, propostas de modelos para o problema da autorregulação das trocas sociais.

No modelo desta dissertação, considera-se um conjunto de agentes heterôgeneos conectados por uma rede complexa, os quais a partir da evolução de suas estratégias procuram melhorar seu valor de adaptação definido como *fitness*. Logo, é estudada a possibilidade de interações da sociedade de agentes equilibradas, observando que este resultado global é dependente das decisões tomadas por cada agente envolvido nas interações realizadas pela população, mostrando-se um problema de conflito social. Dado tal problema, é apresentado na Seção 2.2 alguns tópicos da Teoria dos Jogos, a qual estuda situações que envolvem conflito de interesses em situações interativas, permitindo que agentes envolvidos nas iterações tenham um posicionamento estratégico no jogo para atingir os resultados e objetivos pretendidos, no caso a realização do maior número de interações recíprocas contribuindo para o equilíbrio das trocas.

Portanto, este capítulo apresenta as teorias que embazam o modelo proposto, teoria sociológica de Jean Piaget (PIAGET, 1995) e os principais conceitos e alguns jogos de Teoria dos jogos (NEUMANN; MORGENSTERN, 1944).

### 2.1 Trocas Sociais

Na Teoria de Piaget (PIAGET, 1995) de Trocas Sociais, interações sociais são definidas como trocas de serviços (em vários pontos de vista) entre pares de agentes <sup>1</sup>, juntamente com a avaliação dessas trocas pelos próprios agentes, gerando valores materiais (o valor do investimento para a realização de um serviço e/ou o valor satisfação para recebê-lo) e valores virtuais (débitos e créditos, que ajudam a manter o registro de processos de troca incompletos). A avaliação de um serviço é baseada em uma escala de valores de natureza qualitativa, expressando avaliações subjetivas.

Valores de troca qualitativos abrangem valores econômicos como um tipo particular (quantitativo) de valores, e são vistos como os pilares de regras sociais. As regras sociais podem ser de vários tipos (formal ou informal, moral, econômica ou jurídica,

---

<sup>1</sup>Algumas definições podem ser encontradas com detalhes em (WOOLDRIDGE; JENNINGS, 1995; FRANKLIN; GRAESSER, 1997)

inclusive normas organizacionais) muitas vezes pode ser entendida como meio posto a operar em um esforço para garantir que o balanço geral de valores de troca seja mantido em equilíbrio (ou desequilíbrio, ou seja, favorável a alguns indivíduos ou grupos de indivíduos), mantendo os indivíduos motivados (ou obrigados) a continuar participando destas trocas (DIMURO; COSTA; PALAZZO, 2005).

Para valor de troca, Piaget deu uma dupla definição. Primeiro, valor é qualquer coisa que dê lugar a uma troca. Neste caso, os valores envolvidos na troca são, além de objetos materiais, ideias, emoções, hábitos sociais, etc . Segundo, Piaget define como valores as construções mentais de caráter qualitativo, que se associam mentalmente, no momento de uma troca, aos elementos que são valores no primeiro sentido e que servem ao propósito de avaliar esses elementos (PIAGET, 1995).

Um serviço executado por um indivíduo não é uma ação ou uma interferência simples. Para ser contado como uma troca social, uma ação executada por um indivíduo tem que ser compreendida por todos os indivíduos envolvidos, como uma ação intencional e dirigida, assim permitindo sua avaliação como benéfica ou prejudicial (GONÇALVES, 2009), pois toda ação de um indivíduo repercute sobre os demais envolvidos podendo alterar seus valores, positivamente, negativamente ou de forma nula (RODRIGUES, 2003).

Em (PIAGET, 1995) são definidas 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.

- **Condição 1:** que exista entre dois indivíduos  $i$  e  $j$  uma escala comum de valores, de forma a tornar compatíveis as avaliações de  $i$  e as avaliações de  $j$ . Para esse fim, a escala comum deve conter dois aspectos complementares:
  - uma linguagem comum de comunicação (sistema de sinais ou símbolos) que exprima os valores qualitativos nas trocas.
  - um sistema de noções definidas que permita aos indivíduos traduzir as noções de um no sistema do outro.
- **Condição2:** Deve haver reconhecimento das proposições assumidas como válidas e a conservação dos valores da troca. Essa conservação é obtida por meio de um sistema de regras.

Segundo Piaget, se forem satisfeitas as duas condições pode se dizer que o sistema é um mecanismo de regulação (coordenação) de interações entre indivíduos de uma sociedade, garantindo a sua continuidade.

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).

Os saldos destas trocas de valores permitem aos indivíduos encontrarem um estado de equilíbrio das trocas sociais realizadas, e tomarem uma decisão sobre o que fazer. Valores de troca qualitativos englobam valores econômicos de algum tipo (geralmente quantitativos) e são vistos como base para regras sociais (PEREIRA, 2008).

Esta dissertação contribui com o conceito evolutivo e espacial ( 2 ou mais agentes) para trocas entre agentes em um sistema multiagente, onde cada um destes é capaz, de tomar suas próprias decisões para a realização das trocas sociais, emergindo da realização

destas trocas o equilíbrio (ou desequilíbrio) de um subconjunto dos agentes do sistema (possivelmente, todo o conjunto de agentes).

### 2.1.1 A estrutura de trocas sociais

Valores materiais, reais, são gerados através da avaliação de trocas imediatas, ações concretas podendo representar sentimentos como gratidão, admiração, entre outros. Valores virtuais são gerados através de trocas postergadas, não são expressos de forma explícita, ficam armazenados na consciência dos indivíduos e, por isso, podem ser percebidos a longo prazo, como uma forma de compromisso com as trocas ocorridas no passado. Por exemplo: sejam dois colegas  $a$  e  $b$  em algum ambiente de trabalho. O colega  $a$  tem uma reunião na escola de seu filho, quer ir, mas não pode devido as tarefas que precisa terminar relacionado a seu trabalho. O colega  $b$  percebendo tal situação se oferece (oferta) a terminar as atividades do colega  $a$  para que este possa ir a reunião.

Observando o exemplo, a avaliação do indivíduo  $a$  em relação a oferta realizada pelo indivíduo  $b$  e esta oferta, são valores materiais gerados através da troca imediata. Considerando que a troca se realiza, esta oferta/ação de  $b$  concreta pode criar o surgimento de sentimento de gratidão de  $a$  com  $b$ . Como valores virtuais, implicitamente se armazena na consciência de  $a$  uma dívida futura, compromisso com a troca ocorrida no passado com  $b$  e para  $b$  um crédito, o qual pode solicitar alguma tarefa para  $a$  lembrando da troca no passado.

Para Piaget, uma troca social sempre envolve pelo menos dois indivíduos ( $i$  e  $j$ ) e pode ser executada através de dois estágios de trocas, representados na figura 1.

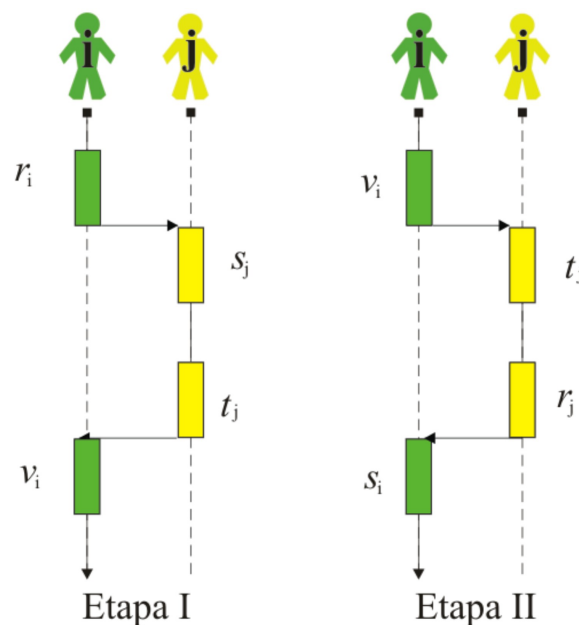


Figura 1: Etapas de trocas entre dois agentes

Na primeira etapa o agente  $i$  realiza um oferta para o agente  $j$ . O agente  $j$  tem uma satisfação  $s_j$  referente a oferta do agente  $i$ . O agente  $j$  gera um valor de reconhecimento  $t_j$  em relação a satisfação causada pela oferta realizada por  $i$ . Finalizando esta primeira etapa  $i$  tem um valor de crédito de  $i$  em função do reconhecimento de  $j$ . No final da troca do estágio I, o indivíduo  $i$  tem um crédito virtual  $v_i$  que lhe constitui um direito. Já  $j$  tem uma dívida virtual  $t_j$  que lhe constitui uma dívida.

Os valores de trocas sociais gerados nesta etapa são  $r_i$ ,  $s_j$ ,  $t_j$  e  $v_i$ , onde:

- $r_i$  é o valor do investimento do agente  $i$ ,
- $s_j$  é o valor de satisfação de  $j$ ,
- $t_j$  é o valor de débito de  $j$ ,
- $v_i$  é o valor do crédito de  $i$ .

Considerando que  $i$  cobra a dívida de  $j$  em troca da oferta/investimento  $r_i$  que realizou, então é preciso observar a segunda etapa de trocas entre  $i$  e  $j$ . A segunda etapa de troca (Etapa II) é interpretada da seguinte forma: pagar uma dívida é uma operação positiva, logo, pode ser avaliada positivamente através da diminuição das dívidas (GONÇALVES, 2009).

Então, na segunda etapa (etapa II),  $i$  cobra o serviço que foi previamente executado para  $j$ , e os valores relacionados a esta troca tem um significado semelhante aos da primeira etapa.

$r_i$ ,  $s_j$ ,  $r_j$  e  $s_i$  são chamados valores materiais e  $t_j$ ,  $v_i$ ,  $t_j$  e  $v_i$  são os valores virtuais.

Nesta dissertação, o modelo desenvolvido simula trocas sociais entre indivíduos. Para tal modelagem é utilizado um sistema multiagente. Sendo assim, os indivíduos envolvidos nas trocas sociais do modelo são agentes em um SMA.

Trata-se de um modelo de organização social, no qual as relações sociais são interpretadas como trocas sociais e valores de troca são colocados em uso no apoio à continuidade do desempenho das trocas sociais.

A dinâmica das organizações sociais é formulada em termos de sistemas de valores de troca como ferramentas para a organização de sistemas multiagentes. Sistemas de valores de troca são definidos com base na teoria da troca social, desenvolvidos por Piaget.

Inicialmente, foi proposto por (DIMURO; ROCHA COSTA, 2005) um modelo interações entre agentes com base na teoria de trocas sociais de Piaget. Posteriormente, os trabalhos na literatura apresentam mecanismos de regulação de trocas. Estes mecanismos são apresetados na próxima seção.

### 2.1.2 Regulação de Trocas Sociais em Sistemas Multiagentes

Na literatura, muitos trabalhos já foram desenvolvidos formalizando diversos mecanismos para a regulação de trocas sociais em SMA. (COSTA; DIMURO, 2007; DIMURO; COSTA; PALAZZO, 2005; PEREIRA, 2008; PEREIRA et al., 2008a; COSTA; DIMURO, 2009; RODRIGUES, 2007b; RODRIGUES; LUCK, 2009b; GRIMALDO; LOZANO; BARBER, 2008b, 2007d,e)

Um dos problemas abordados para alguns trabalhos é a autorregulação de trocas sociais, a qual se refere ao controle das trocas sociais entre agentes para que os valores de balanço dos envolvidos na troca sejam continuamente mantidos, assim mantendo os indivíduos motivados (ou forçados) a continuar participando das trocas tanto quanto possível em equilíbrio, ou favorável a alguns indivíduos ou grupos de indivíduos, desequilíbrio.

Em (DIMURO; COSTA; PALAZZO, 2005) sistemas de valores de troca são definidos com base na teoria da troca social, desenvolvidos por Piaget. Um modelo de organização social é definido, no qual é definido um supervisor de equilíbrio social como um mecanismo centralizado, o qual pode ser visto como um componente da sociedade de agentes (e possivelmente um agente), que, com base no balanço dos valores de troca, é capaz de determinar o melhor conjunto de trocas que podem ser realizadas entre cada

par de agentes, a fim de manter o sistema social em equilíbrio, ou manter a continuidade das interações. Este supervisor recomenda ações aos agentes do sistema, mas não obriga os agentes a seguirem suas recomendações. Sendo assim, agentes autônomos que podem decidir se irão seguir, ou não, tal recomendação. Trata-se de um mecanismo (centralizado) com base no conceito de *supervisor de equilíbrio* com um QI-MDP (*Qualitative Interval Markov Decision Process*).

Este mecanismo foi estendido para SMA baseados em personalidades em (DIMURO et al., 2006, 2007). Neste modelo, os agentes podem ter traços de personalidade diferentes, que induzem atitudes diferentes em relação tanto a regulação mecanismo (obediência cega, obediência eventual, etc) e os lucros possíveis de trocas sociais (egoísmo, altruísmo etc.) O modelo suporta um procedimento de decisão baseada em (*Qualitative Interval Markov Decision Process*), que pode resolver o problema de manter a estabilidade de trocas sociais entre os agentes, apesar dos traços de personalidade diferentes dos agentes.

Entretanto, este modelo ainda é de forma centralizada, onde o supervisor avalia as trocas entre pares de agentes e recomenda para eles que tipo de trocas cada um deve fazer para atingir o equilíbrio do sistema, ou dar continuidade às interações. Nesta versão centralizada, o supervisor tem acesso total aos balanços de trocas dos agentes, podendo determinar, em cada instante, o estado do sistema.

Em (PEREIRA et al., 2008a; PEREIRA, 2008) é desenvolvido um algoritmo chamado *policyToBDIplans*, para construção de planos BDI baseados em políticas ótimas obtidas através de POMDPs aplicado a um modelo de autorregulação de trocas sociais em SMA, resultando em um modelo BDI-POMDP híbrido.

Em (DIMURO et al., 2011; GONÇALVES, 2009) são construídos modelos híbridos de agente, definidos sobre a arquitetura BDI (RAO; GEORGEFF, 1991b) com os planos derivados de POMDP (KAEBLING; LITTMAN; CASSANDRA, 1998) e modelos de estratégias de intercâmbio social definidos como BDI-POMDP. A proposta desses modelos híbridos BDI-POMDP está ligada ao reconhecimento e aprendizado dos agentes, procurando estratégias de troca social, permitindo assim um mecanismo descentralizado.

Dessa forma, foi possível aplicar tal modelagem a sociedades abertas, onde existe a permissão de novos agentes aparecerem livremente, a qualquer momento. Para o problema de reconhecimento, os padrões de recusas de propostas de intercâmbio são analisadas, como essas recusas são produzidos pelos agentes parceiros. Essa arquitetura de agentes híbrida trata do problema de autorregulação de trocas sociais entre agentes baseados em traços de personalidade em SMA abertos.

Os trabalhos apresentados nesta seção utilizaram sistemas fechados e abertos, com e sem centralização, propondo modelos como BDI-POMDP e também a extensão deste com HMM (*Hidden Markov Model*), usado para reconhecer e aprender estratégias de trocas sociais.

Observando os trabalhos apresentados na literatura, nota-se que o problema da autorregulação permanece, pois para a autorregulação de trocas sociais é necessário distribuir o processo de decisão para cada agente.

Nesta dissertação a internalização de decisão para cada agente e o conceito de evolução para as estratégias e para o sistema social é apresentado como um mecanismo capaz de resolver o problema da autorregulação.



## 2.2 Teoria dos Jogos

### 2.2.1 Breve Histórico

Foram vários os autores que contribuíram para o desenvolvimento do que hoje é chamada Teoria dos Jogos. Talvez o primeiro a elaborar elementos importantes do método que seria formalizado e aplicado mais tarde na solução de um jogo tenha sido o matemático francês Antonie Augustin Cournot (1801–1877), que publicou em 1832 seu livro *Recherches sur les Principes Mathématiques de La Théorie des Richesses*.

Cournot, concentrado no estudo da análise do ponto de equilíbrio nas estratégias de jogos, formalizou um conceito específico de equilíbrio, aplicados em casos particulares. Este conceito foi generalizado por John Forbes Nash Jr. mais tarde.

Mas normalmente atribui-se o nascimento da teoria dos jogos ao livro do matemático húngaro-americano John Von Neumann (1903–1957) e do economista alemão Oskar Morgenstern (1902–1977), publicado em 1944 *The Theory of Games and Economics Behavior* (NEUMANN; MORGENSTERN, 1944), o qual contribuiu para a sistematização da teoria dos jogos. Este livro constituído da junção dos trabalhos de Von Neumann e Morgenstern, apresentando uma teoria de jogos afirmando que o comportamento da economia depende da interação entre os indivíduos, já que ele afeta diretamente a elaboração de estratégias e tomadas de decisão dos produtores e dos consumidores.

Von Neumann e Morgenstern foram os primeiros a descrever os jogos como uma classe, delimitar a estrutura de informação de um jogo, desenhar uma árvore do jogo e definiram a solução de um jogo. Assim, é dado o primeiro passo no desenvolvimento da teoria de jogos envolvendo a construção de uma descrição formal e matemática do jogo. Cournot, concentrado no estudo da análise do ponto de equilíbrio nas estratégias de jogos, formalizou um conceito específico de equilíbrio, aplicados em casos particulares.

O matemático francês Émile Borel (1871–1956) deixou o teorema *minimax*<sup>2</sup> em aberto, o qual diz que há sempre uma solução racional para um conflito bem definido entre dois indivíduos cujos interesses são completamente opostos. Von Neumann prova este teorema e publica a solução no artigo *Zur Theorie der Gesellschaftsspiele* em 1928. Morgenstern publica um livro que discutia qual deveria ser a unidade de análise econômica: o *individualismo* ou a *interação social*. Chegando à conclusão que os indivíduos interagem, então a sua racionalidade é relativa, se a racionalidade do indivíduo não é plena então a sua maximização também não será.

Um dos principais nomes da história da Teoria dos Jogos é o matemático americano John Forbes Nash Junior, que provou a existência de ao menos um ponto de equilíbrio em jogos de estratégias para múltiplos jogadores (NASH, 1950). Sejam jogadores racionais envolvidos em um jogo, o **equilíbrio de Nash** de um jogo é uma atribuição de estratégias aos jogadores tal que nenhum deles possua um incentivo unilateral para mudar a sua, ou seja, nenhum jogador pode desviar-se da estratégia de equilíbrio, dadas às estratégias dos demais jogadores. Por sua análise de equilíbrio na teoria dos jogos não-cooperativos em 1994 Nash ganhou o prêmio Nobel de economia.

Nash não fez a Teoria dos jogos, mas modificou-a, pois Neumann utilizava suas teses para trabalho unitário, já Nash fez seu trabalho valer em grupo, modificando a economia mundial. Em princípio o equilíbrio de Nash era utilizado para jogos de informação completa, mas, com trabalhos posteriores passou a ser aplicado, também, em jogos de

<sup>2</sup>Teorema provado por John von Neumann. Posteriormente foi provado que o teorema *minimax* era um caso particular do equilíbrio de Nash, restrito a jogos de soma zero.

informação incompleta. Esta extensão da teoria dos jogos possibilitou o surgimento de novas técnicas de solução de jogos para diferentes áreas de estudo.

## 2.2.2 Visão geral da Teoria dos Jogos

A teoria de jogos estuda situações que envolvem conflito de interesses, buscando indicar as melhores opções, as quais sob determinadas condições, conduzirão ao objetivo desejado. Estes conflitos podem ser diversos, como: social, econômico, político, militar, ético, filosófico, jornalístico, etc.

Por exemplo: um tenista decidindo se vai para o lado esquerdo ou direito da quadra, a única padaria da cidade oferece um preço com desconto um pouco antes de fechar, um vendedor de tapete árabe decide como rapidamente deve diminuir o seu preço para atrair um turista, empresas farmacêuticas rivais investem em uma corrida para chegar a patente, entre outros. Em todas as situações apresentadas, uma pessoa (ou empresa) deve antecipar o que os outros vão fazer e que os outros se vão inferir a partir de ações da própria pessoa.

Um jogo é uma matemática raio-x das características essenciais de tais situações, consiste nas 'estratégias' de vários 'jogadores', com regras precisas para a ordem em que os jogadores escolhem estratégias, a informação que eles têm quando eles escolhem, e os resultados alcançados (CAMERER; HO; CHONG, 2001). O exemplo da padaria ilustra o jogo do ultimato, explicado com detalhes na Seção 2.2.3. As decisões são interpretadas através de modelos de jogos de estratégia, nos quais 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).

Em uma situação de interação estratégica, os participantes, sejam indivíduos ou organizações, reconhecem a interdependência mútua de suas decisões (FIANI, 2006). Por exemplo, 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.

Estes indivíduos podem ser chamados de jogadores e no jogo existem regras que definem decisões elementares, ou lances, do jogo. Observa-se que jogadores diferentes podem tomar decisões diferentes, mas tipicamente as decisões de cada jogador é informação pública.

Na teoria dos jogos existem diversos tipos de jogos. O jogo de soma zero é um jogo cuja soma da utilidade obtida por todos os seus participantes, para cada combinação de estratégias, sempre é igual a zero, ou seja, o que um jogador recebe é diretamente proporcional ao que os demais perdem. Vários jogos conhecidos como Jogo da Velha, Damas, Xadrez e Poker são jogos de soma zero. A este tipo de jogo se aplica o teorema *minimax*.

Por exemplo, o Poker é um jogo que ignora possíveis vantagens da mesa, pois o vencedor recebe exatamente a soma das perdas de seus oponentes. Quando o ganho de um dos jogadores não necessariamente corresponde à perda dos outros, este é um **jogo de soma não zero**. Alguns jogos estudados por pesquisadores da teoria dos jogos, como o Dilema do Prisioneiro <sup>3</sup>, são jogos de soma não zero, pois algumas saídas têm resultados

---

<sup>3</sup>Dois indivíduos são presos suspeitos de terem cometido um crime. Estes suspeitos são colocados em celas separadas, para que não haja acordos prévios e devem tomar uma decisão, na qual a condenação dos dois é consequência da interação das duas decisões. Não há provas suficientes para condená-los. Então, os prisioneiros são separados e a ambos é oferecido o mesmo acordo, perguntando para cada um se cometeram ou não o crime. Para induzí-los a confessar, propõem-se: se um dos suspeitos não confessar e o seu parceiro confessar, a pena será máxima para o que não confessou. Neste caso o indivíduo que confessou terá a pena

combinados maior ou menor que zero.

Um jogo é dito de **informação perfeita** quando todos os jogadores conhecem toda a história do jogo antes de fazerem suas escolhas. Se algum jogador, em algum momento do jogo, tem de fazer escolhas sem conhecer exatamente a história do jogo até ali, o jogo é dito de **informação imperfeita**. Sendo assim, apenas jogos sequenciais podem ser jogos de informação perfeita, uma vez que nos jogos simultâneos nenhum jogador conhece a ação do outro. Portanto, o xadrez é um jogo com informação perfeita, enquanto o Poker simplificado não pode ser classificado como tal, já que o jogador **B** não tem conhecimento sobre a carta que **A** escolhe, a primeira jogada. Embora existam muitos jogos interessantes de informação perfeita, na teoria dos jogos muitos jogos estudados são de informação imperfeita.

**Informação completa** requer que cada jogador conheça as estratégias e pagamentos dos outros jogadores, mas não necessariamente suas ações. Já o jogo **Informação incompleta** é um jogo em que os indivíduos tomam as decisões simultaneamente, mas os jogadores não tem informações completas das estratégias e payoffs dos outros jogadores, havendo informações privadas. Por exemplo, o dilema do prisioneiro é um jogo de informação imperfeita, pois cada jogador desconhece a escolha do outro, no entanto, é um jogo de informação completa.

Quando jogadores não podem estabelecer compromissos garantidos, um jogo é dito **não cooperativo**. Caso contrário, se os jogadores podem estabelecer compromissos, e esses compromissos possuem garantias efetivas, diz-se que o jogo é **cooperativo** (FIANI, 2006).

Pode-se observar que algumas interações sociais tendem à cooperação e outros comportamentos que não são previstos pela teoria dos jogos clássica, pois as soluções implicam que os agentes agem com racionalidade perfeita. Desta forma, um dos temas abordados durante a história é de que forma definir racionalidade. O problema é que qualquer definição funcional é negativa, implicando o que os agentes não devem fazer.

Em jogos como o dilema do prisioneiro, de acordo com a definição de racionalidade mínima, jogadores racionais não escolhem estratégias estritamente dominadas, o que implica na exclusão de cooperação. Além disso, baseando-se na racionalidade, para muitos jogos existem muitas soluções, problema que mais tarde foi tratado com um refinamento no conceito de racionalidade.

Encontram-se aplicações desta teoria em diversos campos de estudo como teoria evolucionária, psicologia, ciência da computação, pesquisa operacional, ciência política, ciências sociais e economia.

Nos trabalhos previos a dissertação, foram desenvolvidos e estudados modelos de jogo utilizando a teoria dos jogos, tratando o problema de interação social. Notou-se que um jogo é muito estudado na literatura nas últimas décadas, é o Jogo do Ultimato, detalhado a seguir.

### 2.2.3 Jogo do Ultimato

No jogo do ultimato, na forma mais simples, dois jogadores são convidados a dividir uma determinada quantia em dinheiro. O primeiro jogador, o proponente, faz uma proposta de divisão do dinheiro para o segundo jogador, o que responde. O segundo jogador avalia a proposta, se aceitar a oferta, o dinheiro é dividido de acordo com a proposta, caso contrário, o que responde rejeita a oferta, ambos os jogadores não recebem

---

reduzida à zero. Se ambos confessarem, a pena será reduzida pela metade. Se nenhum confessar, ambos continuarão presos por mais um tempo.

nada. A solução puramente racional é o proponente oferecer o menor valor possível e o que responde aceitá-lo, pois receber um valor muito baixo é melhor do que receber 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 que responde dizer se aceita ou não.

No entanto, pesquisas realizadas com este jogo a pessoas do mundo inteiro, mostra que os seres humanos não jogam de forma absolutamente racional. 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 (NOWAK; PAGE; SIGMUND, 2000; PAGE; NOWAK; SIGMUND, 2000).

A ênfase irracional humana sobre uma divisão justa sugere que os jogadores têm preferências que não dependem apenas de suas próprias recompensas, e que respondedores estão prontos para punir proponentes que oferecem apenas uma pequena parte, rejeitando o acordo (que custa menos para si do que aos proponentes).

Uma possível explicação é que os jogadores não interagem apenas uma vez. Os seres humanos estão acostumados a interações repetidas. Repetindo o Jogo do Ultimato é como regatear um preço, e é mais provável que se divide justamente. Outro argumento é baseado na visão de que permitindo um co-jogador para obter uma grande parcela está concedendo uma vantagem em relação a um rival direto.

Os cientistas consideram este comportamento como irracional, mas existem suposições para explicar esse o comportamento de dar ênfase a divisão justa, em contrapartida a obter o maior lucro. Uma das suposições, os jogadores acreditam se encontrarão novamente para jogarem o jogo. Observa-se 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 ofertas maiores em rodadas posteriores (PAGE; NOWAK; SIGMUND, 2000).

O Jogo do Ultimato está se aproximando rapidamente do Dilema do Prisioneiro como um modelo principal de comportamento aparentemente irracional. Nas últimas duas décadas, tem inspirado dezenas de investigações teóricas e experimentais. Nesta dissertação é dada uma atenção especial para o Jogo do Ultimato.

#### **2.2.4 Jogo do Ultimato com outras abordagens**

Para explicar o comportamento justo em jogos têm sido proposto alguns modelos de preferência social, surgindo jogos evolutivos tentando explicar a evolução da justiça através de agentes e suas preferências. (XIANYU, 2010) procura analisar a evolução do jogo do ultimato sobre redes complexas.

O modelo apresentado é espacial, e esta população de agentes apresenta alguma das seguintes preferências sociais: *mínimo aceitável* de dinheiro, *aversão à desigualdade* e preferência *bem-estar social*. Diferente de outros modelos de jogo do ultimato, o modelo neste estudo assume que os agentes têm informação incompleta sobre as estratégias de outros agentes, por isso os agentes precisam aprender e desenvolver suas próprias estratégias em um ambiente desconhecido. O algoritmo genético *Learning Classifier System* é utilizado para abordar a questão dos agentes de aprendizagem.

Resultados da simulação mostram que a elevação do nível mínimo aceitável, ou incluindo a consideração justiça em um jogo nem sempre favorece o nível de justiça em jogos de ultimato em uma rede complexa. Se o nível mínimo aceitável de dinheiro é alto e nem todos os agentes possuem uma preferência social, o nível atingido de justiça pode ser consideravelmente mais baixo.

No entanto, a preferência **aversão à desigualdade social** tem efeito negligenciável sobre os resultados dos jogos de ultimato evolutivos em uma rede complexa. Preferência bem-estar social promove o nível de equidade no jogo do ultimato. (XIANYU, 2010) demonstra que a preferência dos agentes sociais é um fator importante no jogo do ultimato espacial e diferentes preferências sociais criam efeitos diferentes.

(XIANYU, 2010) estuda o jogo do ultimato, integrando função de utilidade social de preferência com a teoria dos jogos evolucionários em uma rede complexa através de uma abordagem baseada em agentes. Neste modelo, alguns agentes heterogêneos exibindo preferência social são permitidos e seus efeitos sobre a evolução do jogo do ultimato em uma rede complexa são estudados.

O modelo consiste em um conjunto de  $n$  agentes conectado por uma rede complexa. Esta rede define a vizinhança para cada agente no sistema. Em cada etapa da simulação, cada agente interage com aqueles em sua própria vizinhança. A rede em questão é uma *small world network* (WATTS; STROGATZ, 1998).

Uma das abordagens para analisar um jogo se faz por meio da análise das estratégias que conduzem aos seus possíveis equilíbrios. Sob este aspecto, existem dois tipos de equilíbrio básicos: o equilíbrio de estratégias dominantes e o equilíbrio de Nash (NASH, 1950).

(XIANYU, 2010) estudou o jogo do ultimato (JU), integrando uma função de utilidade social de preferência com a teoria dos jogos evolucionários em redes de topologias arbitrárias através de uma abordagem baseada em agentes. Na Seção 2.2.3 é apresentado detalhadamente como funciona o JU para preferências sociais, como apresentado em (XIANYU, 2010). Este trabalho demonstrou que a preferência social dos agentes é um fator importante no jogo do ultimato espacial e diferentes preferências sociais criam efeitos diferentes sobre a emergência da equidade.

Em (KELLERMANN, 2008) é explorado o comportamento emergente de uma população heterogênea de jogadores negociando segundo o jogo do ultimato. Experimentos realizados com o JU deixam claro que as estratégias adotadas pelos humanos não são uniformes e se distanciam do valor teórico esperado. Para tratar tais problemas, são apresentadas duas formas do jogo do ultimato. O primeiro trata uma população de jogadores num arranjo não espacial, quaisquer dois jogadores podem se encontrar, analisando a distribuição do ganho obtido e suas flutuações. Também apresenta-se uma versão espacial, onde agentes podem interagir apenas com os vizinhos mais próximos.

Em (RESCHKE, 2001) estão reunidas simulação, pesquisa evolucionária e ciência social. São apresentadas algumas formas de algoritmos evolutivos para tratamento de troca social. Em (XIANYU, 2010) é utilizado um Algoritmo Genético (*Genetic Algorithm Learning Classifier System*) para abordar a questão dos agentes de aprendizagem em um jogo do ultimato. Diferente de outros modelos, este assume que os agentes têm informação incompleta sobre as estratégias de outros agentes, por isso os agentes precisam aprender e desenvolver suas próprias estratégias em ambiente desconhecido. Essas preferências sociais dos agentes são modeladas de três formas: manter um nível mínimo aceitável de dinheiro, aversão à desigualdade ou ter a preferência do bem-estar social. (XIANYU, 2010) demonstra que a preferência dos agentes sociais é um fator importante no jogo do ultimato espacial e diferentes preferências sociais criam efeitos diferentes.

As abordagens apresentadas foram estudadas para o desenvolvimento de trabalhos previos a dissertação. Nestes trabalhos, foram realizados os primeiros passos para o

desenvolvimento de um jogo das trocas sociais.

### 3 MODELO - JOGO DE AUTORREGULAÇÃO DE PROCESSOS DE TROCAS SOCIAIS

Como mostrado no Capítulo 2, na teoria de Piaget de Trocas Sociais, interações sociais são definidas como trocas de serviços entre pares de agentes, juntamente com a avaliação dessas trocas pelos próprios agentes, gerando valores materiais e valores virtuais. Também foram apresentados no Capítulo 2 o problema da autorregulação e as várias abordagens e teorias utilizadas para tratar tal problema.

Este capítulo introduz o modelo de jogo chamado Jogo da Autorregulação de Processos de trocas Sociais (JAPTS), como uma nova abordagem para o problema da autorregulação de trocas sociais, propondo uma abordagem evolutiva de trocas, com um algoritmo capaz de simular interações sociais entre uma população de  $n$  agentes  $\{n \in \mathbb{N} | n \geq 2\}$ .

Como discutido em (DIMURO et al., 2011), resultados materiais são importantes porque eles reportam os resultados concretos obtidos a partir da interação em curso a cada um dos seus passos, e constituem, assim, o aspecto principal para qualificar uma interação.

Resultados virtuais, por outro lado, podem ser combinados com informações complementares para qualificar a possível evolução da interação, permitindo aos agentes tomar decisões sobre suas formas de participação ou não nos futuros passos das interações. Dada uma interação social entre diferentes agentes, estes podem escolher focar sua atenção sobre os resultados materiais ou virtuais, a fim de analisar suas interações, como discutido na Seção 2.1.

Nesta dissertação, os valores virtuais são definidos por cada agente de acordo com sua estratégia de troca. Durante o processo de troca entre dois agentes, cada agente pode valorizar ou desvalorizar investimento e satisfação através dos valores virtuais de crédito e débito.

Neste modelo os agentes envolvidos no jogo não têm informações sobre as estratégias dos outros jogadores, cada jogador recebe apenas informações parciais sobre o jogo, informações sobre ganhos materiais de outros agentes. No entanto, não têm informações sobre as estratégias de troca social dos outros agentes, caracterizando um jogo de informação incompleta. A escolha de um jogo de informação incompleta e também de como distribuir os agentes no ambiente, foram tomadas com a intenção de aproximar o modelo de jogo de situações reais de trocas sociais.

Em um jogo entre dois agentes a recompensa adquirida pelos agentes é calculada por uma função local de *payoff*. Cada agente, após jogar com todos seus vizinhos, calcula seu valor de adaptação a partir de uma função global de *fitness*. Nesta função, os valores de seus dos parâmetros estão diretamente ligados a estratégia de troca social do agente.

As funções de *payoff*,  $p_{ij}$ , e de *fitness*,  $F$ , são inspiradas em (XIANYU, 2010; FEHR; SCHMIDT, 1999), e estão definidas na Seção 3.1.1 e Seção 3.2.1 respectivamente.

O objetivo de cada agente é através da evolução de sua estratégia de troca, ao longo do tempo, aumentar seu valor de adaptação, aumentar o número de trocas bem sucedidas e também diminuir a quantidade de trocas sem sucesso. Desta forma, fica distribuído o processo de decisão. Assim, o comportamento das trocas globais com e sem sucesso, e também a adaptação da população de agentes emergem da autorregulação de trocas. As definições de interações com uma ou duas etapas bem sucedidas e também interações sem sucesso são apresentadas na Seção 3.1.

Portanto, o JAPTS é um modelo de autoregulação de trocas sociais em sistemas multiagentes, onde pares de agentes distribuídos em uma rede complexa com estratégias distintas interagem entre si, realizando ofertas (serviços, ações, investimentos) e avaliando as tais ofertas e acordo com suas estratégias de troca. Trata-se de um modelo de jogo evolutivo espacial para trocas de serviços entre agentes em um sistema multiagente, procurando tornar os jogadores, agentes independentes, reguladores do processo de troca com seus parceiros.

### 3.1 Modelo do jogo de trocas entre dois agentes

Sejam dois agentes  $i$  e  $j$ . Para cada agente é definida uma estratégia de jogo  $r$ ,  $r^{max}$  e  $s^{min} \in [0; 1]$ , investimento, investimento máximo e satisfação mínima, respectivamente. Assim sendo, agente  $i$  com estratégia  $(r_i, r_i^{max}$  e  $s_i^{min})$  e agente  $j$  com estratégia  $(r_j, r_j^{max}$  e  $s_j^{min})$ . São parâmetros da estratégia de troca social dada a cada agente.

O processo de trocas entre dois agentes é mostrado na Figura 2 que considera as diferentes estratégias de troca social que serão apresentadas na Seção 3.2.3, definidas para a análise deste modelo.

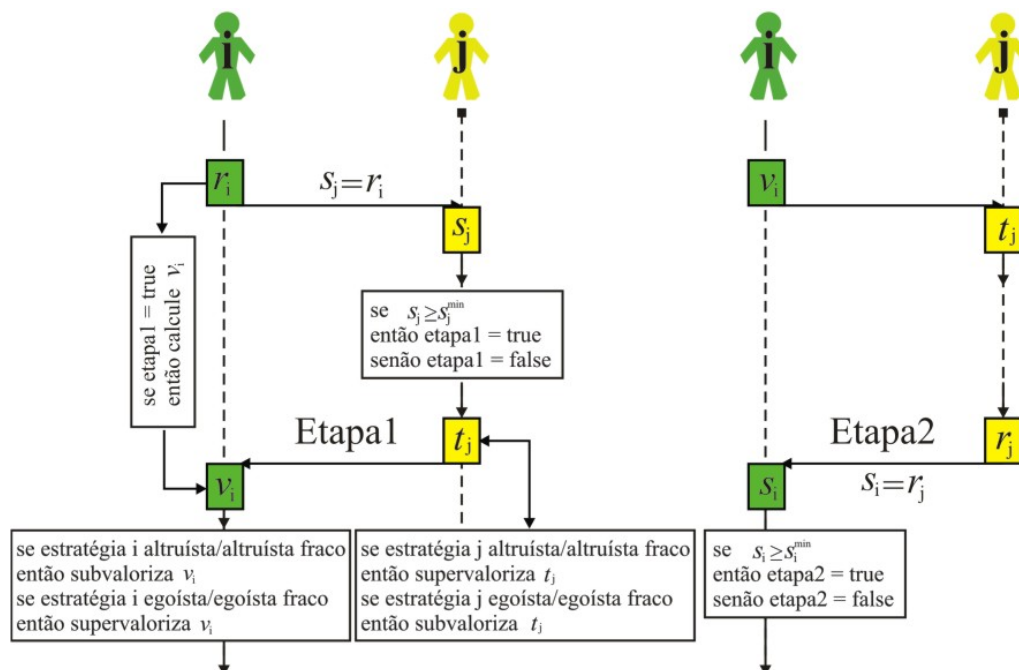


Figura 2: Etapas de trocas do JAPTS

Logo, define-se troca neste modelo como qualquer sequência de operações realizada



por dois agentes, de acordo com o processo de etapas de trocas do JAPTS mostradas nos diagramas da Figura 2.

O jogo é realizado em duas etapas. Na primeira etapa o agente  $i$  realiza um serviço/investimento/oferta  $r_i$  para o agente  $j$ . O agente  $j$  obtém uma satisfação  $s_j$  referente ao  $r_i$ . O agente  $j$  gera um valor de reconhecimento  $t_j$  em relação a satisfação causada pelo  $r_i$  ofertado pelo agente  $i$ . Finalizando esta primeira etapa, o agente  $i$  tem um valor de crédito de  $v_i$  em função do reconhecimento de  $r_i$  realizado por ele mesmo.

Seja  $r_i$  o investimento realizado pelo agente  $i$  e  $s_j^{min}$  a menor satisfação aceitável de  $j$ . Ocorrerá a troca de  $i$  com  $j$  se a oferta realizada por  $i$  for maior ou igual a satisfação mínima aceitável de  $j$ , ou seja, ocorre a troca entre  $i$  e  $j$ .

$$r_i \leq r_i^{max} \wedge s_j \geq s_j^{min} \implies i \longrightarrow j \quad (1)$$

Se a operação lógica (1) é verdadeira, então a primeira etapa de trocas ocorreu com sucesso, caracterizando **uma troca** bem sucedida entre os agentes  $i$  e  $j$ .

No final da etapa 1, o agente  $i$  tem um crédito virtual  $v_i$  que lhe constitui um direito. Já o agente  $j$  tem uma dívida virtual  $t_j$  que lhe constitui uma dívida. Nesta primeira etapa de trocas são definidas funções de crescimento e decréscimo para as diferentes estratégias de troca social em relação aos valores virtuais, ou seja, funções para o cálculo do débito e crédito dos agentes  $i$  e  $j$ .

Caso a primeira etapa de trocas ocorra, então a interação passa para uma segunda etapa. Nesta segunda etapa de trocas, o agente  $i$  cobra o investimento realizado observando seu crédito  $v_i$ , o agente  $j$  consulta seu débito  $t_j$  e realiza um investimento  $r_j$  dando continuidade a etapa de trocas. Então o agente  $i$  tem uma satisfação com o investimento  $r_j$  realizado por  $j$ .

$$r_j \leq r_j^{max} \wedge s_i \geq s_i^{min} \implies j \longrightarrow i \quad (2)$$

Se a operação lógica (2) é verdadeira, então a segunda etapa de trocas foi concluída com sucesso, e assim se diz que ocorreram **duas trocas** bem sucedidas entre os agentes  $i$  e  $j$ .

O valor máximo que  $i$  e  $j$  desejam ofertar são representados por  $r_i^{max}$  e  $r_j^{max}$ , respectivamente. A menor satisfação que  $i$  e  $j$  aceitam são representadas por  $s_i^{min}$  e  $s_j^{min}$ , respectivamente.

Durante o processo de trocas apresentado na Figura 2, os valores virtuais de um agente estão relacionados com sua estratégia de troca social. Por exemplo, agentes com estratégia altruísta desvalorizam seu crédito e valorizam seu débito. Entretanto, agentes com estratégia egoísta supervalorizam seu crédito e desvalorizam seu débito. O cálculo dos valores virtuais em um jogo dependem das estratégia de troca social dos agentes, na qual estão definidos os valores de  $k_v$  e  $k_t$ , constantes utilizadas para calcular o crédito de  $i$  e o débito de  $j$  respectivamente, valorizando ou desvalorizando o crédito e débito durante o processo de trocas.

O primeiro investimento  $r$  de cada agente é aleatório, dado por sorteio de um valor no intervalo  $[0, 1]$ . A satisfação  $s$  de um agente depende da interação realizada entre ele e outro agente, de acordo com o processo de trocas apresentado na Figura 2. Os valores de investimento máximo que cada agente pretende realizar  $r^{max}$  e o valor mínimo de satisfação aceitável  $s^{min}$  são atribuídos inicialmente a cada agente de acordo com sua estratégia de troca social.

A cada interação, o ajuste nos valores de  $r$ ,  $r^{max}$  e  $s^{min}$ , estratégia de jogo, são determinadas através de um vetor de ajuste probabilístico, o qual determina a variação ou

não em cada um dos componentes da estratégia. Este vetor probabilístico é apresentado em detalhes na Tabela 4.

### 3.1.1 A função de Payoff

No estado inicial do modelo, a cada agente é atribuída uma estratégia de troca social, na qual cada um pode ajustar seus valores de  $r$ ,  $r^{\max}$  e  $s^{\min}$ , procurando a melhor estratégia de jogo  $(r, r^{\max}, s^{\min})$ .

Sejam  $i$  e  $j$  agentes em uma interação no processo de troca apresentado na Figura 2, agente  $i$  com estratégia  $(r_i, r_i^{\max}, s_i^{\min})$  interage com agente  $j$  com estratégia  $(r_j, r_j^{\max}, s_j^{\min})$ ,  $r_i, r_i^{\max}, s_i^{\min}, r_j, r_j^{\max}$  e  $s_j^{\min} \in [0, 1]$ . Então o *payoff* do agente  $i$  é calculado pela Função (3), na qual  $p_{ij} : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ .

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{1 + s_i - r_i}{2} & \text{se } (r_i \leq r_i^{\max} \wedge s_j \geq s_j^{\min}) \wedge (r_j \leq r_j^{\max} \wedge s_i \geq s_i^{\min}) \\ \frac{1 - r_i}{2} & \text{se } (r_i \leq r_i^{\max} \wedge s_j \geq s_j^{\min}) \\ 0 & \text{se } (r_i > r_i^{\max} \vee s_j < s_j^{\min}) \vee (r_j < r_j^{\max} \vee s_i > s_i^{\min}) \end{cases} \quad (3)$$

Portanto, a função  $p_{ij}$  calcula a recompensa do agente  $i$  em um jogo com o agente  $j$  de acordo com o processo de trocas apresentado na Seção 3.1.

Observa-se que  $j$  também obtém alguma recompensa durante esse processo. O *payoff* do agente  $j$ , assim como o *payoff* do agente  $i$ , é dado de acordo com o processo de troca. Se não ocorre nenhuma das etapas então a recompensa do agente  $j$  é 0. Se ocorrem uma etapa de troca com sucesso, uma troca bem sucedida, então a recompensa do agente  $j$  é dada por  $\frac{1+s_j}{2}$ . Se ocorre as duas etapas de troca com sucesso, duas trocas bem sucedidas, então a recompensa do agente  $j$  é dada por  $\frac{1+s_j-r_j}{2}$ .

A função de *payoff* apresentada é inspirada no trabalho de (XIANYU, 2010). Em qualquer uma das três condições apresentadas para calcular o *payoff* de  $i$  e  $j$ , em uma interação entre  $i$  e  $j$ , a recompensa é normalizada no intervalo  $[0, 1]$ .

O balanço de  $i$  e  $j$  é representado por  $B_i$  e  $B_j$ , balanços materiais do agente  $i$  e  $j$  respectivamente.

$$B_i = s_i - r_i$$

$$B_j = s_j - r_j$$

A partir do balanço pode-se reescrever a função  $p_{ij}$  (*payoff* de  $i$ ). Assim sendo,  $p_{ij}$  é reescrita e apresentada pela Função 4.

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{1 + B_i}{2} & \text{se } (r_i \leq r_i^{\max} \wedge s_j \geq s_j^{\min}) \wedge (r_j \leq r_j^{\max} \wedge s_i \geq s_i^{\min}) \\ \frac{1 - B_i}{2} & \text{se } (r_i \leq r_i^{\max} \wedge s_j \geq s_j^{\min}) \\ 0 & \text{se } (r_i > r_i^{\max} \vee s_j < s_j^{\min}) \vee (r_j < r_j^{\max} \vee s_i > s_i^{\min}) \end{cases} \quad (4)$$

Estes agentes envolvidos no jogo não sabem quais as características de seu oponente. Considerando que houvesse uma nova rodada entre estes mesmos jogadores surgem perguntas como: eles utilizariam a mesma estratégia? Após uma rodada, manteriam o mesmo nível de satisfação mínima  $s^{\min}$  ou aumentariam? Isso dependerá de seus interesses, suas estratégias de troca social.

Assim, a cada jogo os agentes podem modificar suas estratégias de troca a fim de maximizar/minimizar as funções estabelecidas para regular as trocas, de acordo com a sua estratégia. Estas perguntas motivam o estudo de um modelo de troca de serviços entre  $n$  agentes.

### 3.2 Modelo de troca de serviços entre $n$ agentes

Sejam  $n$  agentes no modelo JAPTS. Estes agentes são organizados em uma rede complexa *small world network* (WATTS; STROGATZ, 1998). A Figura 3 apresenta um esboço da distribuição dos agentes.

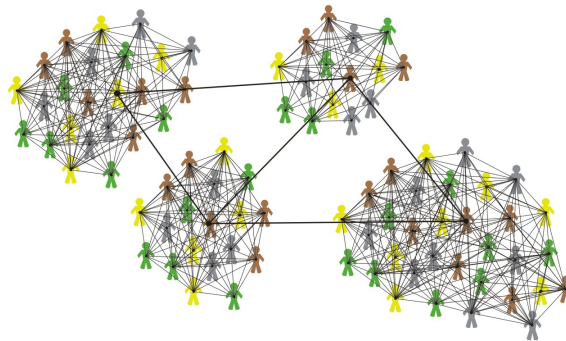


Figura 3: Esboço da distribuição dos agentes no JAPTS

A população de agentes no sistema multiagente é separada em vizinhanças, pequenas redes, e em cada passo de simulação cada agente interage com todos seus vizinhos. Além disso, em cada rede é escolhido um agente, aquele que apresenta melhor resultado de adaptação, e é formada uma nova vizinhança. Nesta vizinhança, assim como nas pequenas redes, cada agente joga com todos seus vizinhos. Este passo do jogo entre agentes de diferentes redes representa uma interação entre as diferentes redes, contribuindo para a evolução das estratégias da população.

Considerando uma pequena rede  $A$  com  $m$  agentes,  $m \in \mathbb{N}$ . Cada jogo realizado entre estes indivíduos ocorre de acordo com o modelo do jogo de trocas entre dois agentes apresentado na Seção 3.1. Seja  $A$  uma vizinhança de agentes,  $A = \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_m\}$ , cada agente  $\alpha_i$  joga com os outros  $m - 1$  agentes vizinhos  $\alpha_j$  tal que  $j \neq i$ .

A função de *payoff* calcula os ganhos materiais locais, recompensa adquirida em cada jogo realizado com cada um dos vizinhos. Cada agente  $\alpha_i$  parte com uma estratégia de jogo, com a qual joga com todos seus vizinhos. O *payoff* total alcançado por cada agente é dado pela soma das recompensas adquiridas nos jogos realizados com toda sua vizinhança.

#### 3.2.1 Avaliação do *fitness* das diferentes estratégias de troca social

A modelagem da função de *fitness*  $F_i$  de um agente  $i$ , é inspirada em (XIANYU, 2010; FEHR; SCHMIDT, 1999), e através desta é calculada o *fitness* seja qual for a estratégia de troca do agente  $i$ .

A soma dos *payoff*'s, recompensa material de um agente, é representada por  $x$ . Seja  $m$  o número de agentes em uma rede, então é definido um vetor de alocação das recompensas materiais adquiridas por cada um dos  $m$  agentes após jogar com seus vizinhos representado por  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ .

A função Em (XIANYU, 2010) outros fatores são utilizados para representar Além disso, cada agente de acordo com sua estratégia de troca social tem outros fatores que influem no valor de adaptação

Sejam  $x_i$  recompensa material do agente  $i$  e  $x_j$  recompensa material do agente  $j$ , vizinho do agente  $i$ .  $a_i$  é o peso que representa o grau de tolerância<sup>1</sup> quando o retorno do agente  $i$  é menor do que das suas agentes vizinhos (inveja),  $b_i$  é o peso que representa o grau de tolerância quando o retorno do agente  $i$  é maior do que de seus agentes vizinhos (culpa). Para determinar os valores de adaptação globais de um agente  $i$ , a cada rodada a função  $F_i$  dada por

$$F_i(X) = x_i - \frac{a_i}{(m-1)} \sum_{j \neq i} \max(x_j - x_i, 0) - \frac{b_i}{(m-1)} \sum_{j \neq i} \max(x_i - x_j, 0), \quad (5)$$

determina o *fitness* de  $i$ .

Depois de jogar com todos seus vizinhos,  $\alpha_i$  analisa os resultados de seu *fitness* anterior e *fitness* atual, ajusta sua estratégia de jogo de acordo com um vetor de ajuste, aumentando, diminuindo ou mantendo constante os valores de investimento que pretende realizar, maior valor que pretende ofertar e a menor satisfação aceitável,  $r, r^{max}$  e  $s^{min}$  respectivamente. Este processo é repetido em cada ciclo da simulação. O vetor de ajuste é apresentado na Tabela 1.

### 3.2.2 O mecanismo evolucionário para as estratégias

Cada agente é representado por um cromossomo, no qual os genes representam informações sobre este agente. Nos genes de um cromossomo estão os elementos da estratégia de troca e também os elementos utilizados no mecanismo para evolução da estratégia, os quais serão mostrados nesta seção.

Seja  $g_i^n (n = \{1, 2, \dots, 34\}, n \in \mathbb{Z}^+)$  gene de um agente  $i$ , então:

- $g_i^0$  oferta/investimento realizado pelo agente  $i$ ;
- $g_i^1$  maior investimento que o agente  $i$  está disposto a ofertar;
- $g_i^2$  valor de satisfação do agente  $i$ ;
- $g_i^3$  valor de satisfação mínima exigida pelo agente  $i$
- $g_i^4$  é o grau de tolerância  $a_i$  do agente de  $i$ , quando o seu ganho é menor do que os seus agentes vizinhos (inveja);
- $g_i^5$  é o grau de tolerância  $b_i$  do agente de  $i$ , quando o seu ganho é mais elevado do que os seus agentes vizinhos (culpa);
- $g_i^6$  é o parâmetro  $k_t$ , o qual determina a valorização ou desvalorização do valor virtual do débito  $t_j$ ;
- $g_i^7$  é o parâmetro  $k_v$ , o qual determina a valorização ou desvalorização do valor virtual do crédito  $v_i$  e
- $g_i^8, \dots, g_i^{34}$  são os elementos do vetor de ajuste, vetor de probabilidades utilizado para determinar os possíveis ajustes na estratégia de jogo do agente a cada ciclo.

<sup>1</sup>No trabalho de Xianyu (XIANYU, 2010) e em trabalhos previos a esta dissertação (MACEDO et al., 2012,b), esta tolerância é denotada como sofrimento

O vetor de ajuste, vetor de probabilidade, esta representado pelos genes  $g_i^8, g_i^9, \dots, g_i^{34}$ , onde  $g_i^8 = p_i^0, \dots, g_i^{34} = p_i^{26}$ . Neste vetor estão definidas as 27 alternativas para ajustar as estratégias de troca social do agente  $i$  em cada ciclo, mantendo, aumentando ou diminuindo os valores de  $r_i, r_i^{max}$  e  $s_i^{min}$ . Os 27 elementos do vetor de ajuste estão definidos como mostra a Tabela 1.

Tabela 1: Vetor de Ajuste

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

$p_i^0$  é probabilidade de aumentar os valores de  $r_i, r_i^{max}$  e  $s_i^{min}$  e  $p_i^5$  é probabilidade de aumentar o valor de  $r_i$ , manter o valor de  $r_i^{max}$  e diminuir o valor de  $s_i^{min}$ .

Cada agente  $i$  parte com uma determinada estratégia de jogo e joga com seus agentes vizinhos. A cada ciclo da simulação o agente  $i$  ajusta sua estratégia a partir do vetor de probabilidades apresentado na Tabela 1. As 27 alternativas de ajuste são divididas em três grupos, e em cada um destes grupos estão 9 elementos do vetor de probabilidades. No primeiro grupo estão  $[p_i^0, \dots, p_i^8]$ , no segundo  $[p_i^9, \dots, p_i^{17}]$  e no terceiro  $[p_i^{18}, \dots, p_i^{26}]$ .

São realizados dois sorteios, o primeiro para escolher um dos três grupos e o segundo para escolher qual o elemento de ajuste do grupo será utilizado. Os dois sorteios neste caso, são realizados por uma roleta não viciada que determina a escolha de um número aleatório no intervalo  $[0, 1]$ . A soma dos elementos de cada grupo é um, dando a cada elemento do vetor de ajuste uma probabilidade de ser escolhido.

Se a estratégia no estado atual fornece ao agente  $i$  maior valor de *fitness* do que no estado anterior ao final de um passo da simulação, o agente  $i$  aumenta a probabilidade do elemento de ajuste do vetor de probabilidades que implicou esta situação. Caso contrário, a estratégia no estado atual do agente  $i$  fornece menor valor de *fitness* do que o estado anterior, o agente  $i$  diminui a probabilidade do elemento de ajuste do vetor de probabilidades que implicou esta situação ser escolhido novamente. Em qualquer um dos casos, os outros elementos do grupo do vetor de probabilidade são igualmente modificados mantendo a soma das probabilidades igual a um.

Sendo assim, quando um elemento do vetor de ajuste é utilizado e a estratégia de jogo melhora de forma que o *fitness* do agente apresente crescimento, este elemento do vetor de ajuste é reforçado e a assim ganha mais chance de ser escolhido novamente. Caso contrário, este elemento é penalizado e a probabilidade deste elemento ser escolhido diminui.

Portanto, a partir da comparação do valor de *fitness* na etapa atual e anterior, o agente  $i$  ajusta os valores de  $r_i, r_i^{max}$  e  $s_i^{min}$ . Além disso, cada agente é definido por um cromossomo com estrutura de dados codificada com 34 genes

$$[g_i^0, \dots, g_i^{34}],$$

o qual contém a estratégia de jogo do agente e também os mecanismos para evolução da mesma.

A Tabela 2 é apresentada como cada agente esta codificado.

Tabela 2: Cromossomo

|       |       |           |           |       |       |       |       |       |         |          |
|-------|-------|-----------|-----------|-------|-------|-------|-------|-------|---------|----------|
| $g_0$ | $g_1$ | $g_2$     | $g_3$     | $g_4$ | $g_5$ | $g_6$ | $g_7$ | $g_8$ | $\dots$ | $g_{34}$ |
| $r$   | $s$   | $r^{max}$ | $s^{min}$ | $a$   | $b$   | $k^l$ | $k^v$ | $p^0$ | $\dots$ | $p^{34}$ |

Considerando uma interação entre dois agentes  $i$  e  $j$ , a representação dos cromossomos de cada agente é definida como mostra a Tabela 3.

Tabela 3: Cromossomos do agente  $i$  e do agente  $j$  em um jogo

|            |       |       |             |             |       |       |         |         |         |         |            |
|------------|-------|-------|-------------|-------------|-------|-------|---------|---------|---------|---------|------------|
| agente $i$ | $r_i$ | $s_i$ | $r_i^{max}$ | $s_i^{min}$ | $a_i$ | $b_i$ | $k_i^l$ | $k_i^v$ | $p_i^0$ | $\dots$ | $p_i^{34}$ |
| agente $j$ | $r_j$ | $s_j$ | $r_j^{max}$ | $s_j^{min}$ | $a_j$ | $b_j$ | $k_j^l$ | $k_j^v$ | $p_j^0$ | $\dots$ | $p_j^{34}$ |

### 3.2.3 Estratégias de troca social

Em trabalhos anteriores (DIMURO; COSTA, 2006) (DIMURO; ROCHA COSTA, 2005) e (PEREIRA, 2008), agentes determinam qual o comportamento que o agente adota ao realizar trocas com os outros agentes, baseados em teorias como MDP (*Markov Decision Process*) e BDI (*Beliefs, Desires, Intentions*).

Nesta dissertação, segue-se alguns aspectos de trabalhos anteriores, mas com ênfase na evolução das estratégias de trocas sociais dos agentes envolvidos nas trocas. Cada tipo de estratégia tem uma característica específica, que determina de que forma o agente propõe as trocas, por exemplo: um agente com estratégia egoísta, procura fazer trocas que o favoreçam, ou seja, evolui no tempo em busca de ganhos materiais positivos.

Estas estratégias de troca influenciam na valorização e desvalorização dos débitos e créditos gerados nas trocas, ou seja, um agente pode superestimar seus créditos e débitos enquanto outro pode subestimar seus créditos e débitos. Tais definições dependem da estratégia de troca social adotada pelo agente.

Por exemplo, um agente com estratégia egoísta procura valorizar seus créditos e desvalorizar seus débitos e um agente com estratégia altruísta tende a desvalorizar seus créditos e valorizar seus débitos durante o processo de trocas.

#### Estratégia altruísta e estratégia altruísta fraco

Um agente com estratégia de troca social **Altruísta** (Altruísta forte) prefere fazer trocas que levem outros agentes a um estado favorável. Sendo assim, inicialmente possui altos valores de investimento máximo e baixos valores de satisfação mínima aceitável, assim inicialmente realiza altos investimentos e aceita investimentos baixos durante as interações com seus vizinhos. Além disso, nos valores virtuais durante o processo de troca, valoriza seu débito quando recebe um investimento e desvaloriza o seu crédito quando realiza um investimento. Um agente com estratégia altruísta sofre quando sabe que seus valores materiais finais são maiores em relação aos ganhos dos outros jogadores vizinhos, pode-se dizer que desenvolve um sentimento de culpa.

A partir desta estratégia de troca é definida outra estratégia de troca social, **Altruísta Fraco**. Um agente com esta estratégia tem características semelhantes a de um agente com estratégia altruísta. No entanto, durante uma interação com o outro agente, a valorização

de débito e a desvalorização do crédito são menores do que agentes com estratégia altruísta. Além disso, inicialmente realiza investimentos altos e aceita investimentos baixos.

No entanto, estes investimentos realizados por um agente com estratégia altruísta fraco são menores do que os investimentos realizados por um agente com estratégia altruísta, e a aceitação dos investimentos realizados por outro agente durante o processo de troca é maior que de um agente com estratégia altruísta. Um agente com estratégia altruísta fraco sofre quando sabe que seus valores materiais finais são maiores em relação aos ganhos dos outros jogadores vizinhos. Todavia, tal sofrimento é menor do que um agente com estratégia altruísta.

### **Estratégia egoísta e estratégia egoísta fraco**

Agentes com estratégia **egoísta** (estratégia egoísta forte), são agentes que possuem uma probabilidade muito baixa de aceitar trocas que representam a redução de seus ganhos materiais, mesmo que o agente mantenha resultados favoráveis. Agentes com esta estratégia, inicialmente, possuem baixos valores de investimento máximo e satisfação mínima aceitável muito alta, podendo mudar com o tempo.

Durante o processo de troca agentes com esta estratégia valorizam seu crédito quando realizam um investimento e desvalorizam seu débito quando recebem um investimento. Além disso, se um agente egoísta sabe que outro agente, seja qual for sua estratégia, possui um ganho maior do que ele sofre com isso, correspondendo a um sentimento de inveja. A valorização e desvalorização, assim como o sofrimento, são características da estratégia que não muda com o tempo.

Logo, agentes que utilizam esta estratégia procuram buscar seu próprio benefício, com uma alta probabilidade de aceitar trocas que representam transições para estados nos quais os resultados são favoráveis.

A partir da estratégia egoísta é definida outro tipo de estratégia, **egoísta fraco**. Inicialmente possuem baixo valor de investimento máximo, alto valor de satisfação mínima aceitável e sofrem quando os ganhos dos outros jogadores são maiores do que o seu, assim como agentes com estratégia egoísta. Todavia, os investimentos realizados por um agente com estratégia egoísta fraco são maiores e a aceitação dos investimentos realizados por outro agente durante o processo de troca é menor do que de um agente com estratégia egoísta. Assim como um agente com estratégia egoísta, o egoísta fraco sofre quando sabe que seus valores materiais finais são menores em relação aos ganhos dos outros jogadores, mas com menor intensidade do que um egoísta.

Assim sendo, agentes com estratégia egoísta fraco possuem níveis de sofrimento menores e exigências em relação aos valores de investimento máximo e satisfação mínima aceitável mais flexíveis.

### **Estratégias racionais**

Geralmente um jogo é definido como um conjunto de jogadores, de ações e de funções de recompensa (BASAR; OLSDER, 1982) no qual cada jogador determina suas ações de forma a maximizar suas recompensas ou diminuir os prejuízos esperados. Estes jogadores agem racionalmente na tomada de decisão para a escolha da ação a ser tomada diante das ações dos demais jogadores, onde estratégia é o conjunto de ações que estão disponíveis para os agentes.

Por exemplo, no Jogo do Ultimato a solução puramente racional é o proponente oferecer o menor valor possível e jogador que responde aceitá-lo, pois receber um valor

muito baixo é melhor do que não receber nada.

Estratégia racional tem como base na razão, assim no JAPTS agentes com esta estratégia procuram obter o maior ganho possível. Inicialmente são definidos baixo valor de investimento máximo e satisfação mínima aceitável. Sendo assim, quando o agente com estratégia racional faz o investimento no processo de trocas investe pouco, procurando trocas que geram lucros, e quando recebe a proposta aceita investimentos baixos, apresentado flexibilidade para que ocorra troca com sucesso.

Além disso, outros fatores não influenciam os resultados para agente com estratégia racional. Estes agentes não sofrem se os seus ganhos são maiores ou menores que os ganhos dos outros jogadores, apenas procuram melhorar sua estratégia para aumentar seus próprios benefícios.

Portanto, como agentes com estratégia racional, baseados na racionalidade, procuram investir menos e receber mais, pois é a forma de se obter o maior lucro possível, então o investimento máximo  $r^{max}$  é definido como o menor investimento entre todas as estratégias

$$r_{rac}^{max} = \min\{ego_{r,max}, wego_{r,max}\}$$

e o valor de satisfação mínima  $s^{min}$  é definido como a menor satisfação mínima aceitável entre todas as estratégias

$$s_{rac}^{min} = \min\{alt_{s,min}, walt_{s,min}, ego_{s,min}, wego_{s,min}\}$$

### 3.2.4 Definição das diferentes estratégias de troca no JAPTS

As estratégias de troca social estão diretamente relacionadas com a definição dos valores das variáveis utilizadas na função de *fitness*. As cinco estratégias estão definidas na Tabela 4, apresentada abaixo.

Tabela 4: Definição das estratégias

|                 | $r^{max}$       | $s^{min}$       | $a$ | $b$ | $k^t$ | $k^v$ |
|-----------------|-----------------|-----------------|-----|-----|-------|-------|
| altruísta       | 0.8             | 0.2             | 0.9 | 0.1 | 0.2   | 0.2   |
| altruísta fraco | 0.6             | 0.4             | 0.7 | 0.3 | 0.1   | 0.1   |
| egoísta         | 0.2             | 0.8             | 0.1 | 0.9 | 0.2   | 0.2   |
| egoísta fraco   | 0.4             | 0.6             | 0.3 | 0.7 | 0.1   | 0.1   |
| racional        | $r_{rac}^{max}$ | $s_{rac}^{min}$ | 0   | 0   | 0     | 0     |

Como outros fatores não influenciam agentes com estratégia racional, então os valores de  $r^{max}$  e  $s^{min}$  são definidos da seguinte forma

$$r_{rac}^{max} = \min\{ego_{r,max}, ego_{f,max}\}$$

e

$$s_{rac}^{min} = \min\{alt_{s,min}, alt_{f,s,min}, ego_{s,min}, ego_{f,s,min}, tol_{s,min}\}$$

Baseado no mesmo contexto, os valores de  $a$  e  $b$  são definidos como

$$a_{rac} = 0$$

e

$$b_{rac} = 0$$



ou seja, a culpa e inveja relacionada com os ganhos, *fitness*, dos outros agentes é nula.

## 4 ANÁLISE DAS SIMULAÇÕES

Neste Capítulo, discutem-se os resultados obtidos através das simulações realizadas no Netlogo.

A forma como cada agente se comporta perante as trocas propostas por outros agentes e também pela forma como esse agente determina o investimento que pretende realizar, são determinadas pela estratégia de troca social. A evolução de cada agente no tempo torna reguladores dos processos de troca, pois os resultados globais obtidos emergem da autorregulação do processo de trocas.

As características que definem tais estratégias são determinadas a partir da definição dos valores das variáveis de valor máximo que um agente pretende investir, valor de satisfação mínima quando um agente responde a proposta realizada por outro envolvido no jogo e o investimento que pretende realizar. Todas estas variáveis apresentadas no Capítulo 3.

Cada agente joga com seus vizinhos procurando a melhor estratégia de jogo de acordo com o modelo do JAPTS apresentado no Capítulo 3, ou seja, encontrar uma combinação dos valores  $r$ ,  $r^{max}$  e  $s^{min}$  que proporcione no tempo o crescimento da quantidade de trocas bem sucedidas, o decréscimo da quantidade de interações sem sucesso e também o crescimento do valor de *fitness* (valor de adaptação).

Dado um jogo entre um agente  $i$  e outro  $j$ , define-se o número de trocas da seguinte forma: agente  $i$  faz uma proposta de acordo com sua estratégia definida em Tabela 4, o agente  $j$  analisa se a proposta realizada é maior que o valor de satisfação mínima definido em sua estratégia. Caso positivo, então o jogo passa para uma próxima etapa, caso contrário é definido que não ocorre **nenhuma troca** entre  $i$  e  $j$ .

Em um segundo momento do jogo,  $i$  cobra tal investimento realizado de acordo com o crédito que  $i$  acredita ter com  $j$ . O agente  $j$  analisa seu débito e faz uma proposta de investimento para  $i$  que analisa se a proposta realizada por  $j$  é maior que o valor de satisfação mínima definido em sua estratégia. Caso positivo, então é definido que ocorreram as **duas trocas** entre os agentes  $i$  e  $j$ ; caso contrário, é definido que ocorreu **uma troca** entre os agentes  $i$  e  $j$ , apenas a que  $j$  aceitou o investimento realizado por  $i$ .

O JAPTS é um modelo espacial, então foi definida uma população de 1200 agentes para as simulações. A quantidade de agentes foi definida desta forma por que foi necessário considerar o tempo computacional para cada simulação do modelo. Além disso, ESCREVER ( PERGUNTAR SE COLOCO ISSO)

*Foram realizadas algumas simulações com um maior número de agentes, 1500 e 2000 agentes, comparando os resultados obtidos nessas simulações e na simulação com 1200 agentes, observou-se que os resultados são significativos **utilizar teste t para mostrar***

Observa-se que, embora as simulações tenham sido realizadas com 5000 ciclos, o sistema se estabiliza antes de 500 ciclos, número muito inferior aos 5000 ciclos utilizados.

Assim sendo, foi definido um critério de parada baseado no número de ciclos, no caso 5000 ciclos. Como ocorre esta estabilização do sistema antes de 500 ciclos, são mostrados gráficos com menor número de ciclos para melhor observar as curvas de evolução de cada uma das estratégias de troca social.

Portanto, todas simulações foram realizadas com 1200 agentes e 5000 ciclos. Os resultados apresentados são referentes a evolução das interações entre os agentes no ambiente, quantidade de trocas, e também a evolução da aptidão (*fitness*), valor de adaptação de cada estratégia ao longo do tempo.

Para mostrar a evolução durante o tempo, são mostrados alguns exemplos de gráficos de acordo com cada caso observado. Em cada simulação foram gerados gráficos, nos quais o eixo horizontal representa o número de ciclos e o eixo vertical representa as outras variáveis envolvidas na análise.

Foram desenvolvidos diferentes casos, nos quais agentes são distribuídos no ambiente com diferente número de estratégias e para alguns casos foram desenvolvidos diferentes cenários. A definição de cada caso é mostrada logo abaixo.

- P5-all: Neste caso estão presentes agentes das cinco estratégias de troca social. (altruísta, altruísta fraco, egoísta, egoísta fraco e racional).
- P2-alt-ego: Neste caso estão presentes agentes de duas estratégias de troca social (altruísta e egoísta).
- P2-walt-wego: Neste caso estão presentes agentes de duas estratégias de troca social (altruísta fraco e egoísta fraco).
- P1-alt-walt: Neste caso estão presentes agentes de duas estratégias de troca social (altruísta e altruísta fraco).
- P1-ego-wego: Neste caso estão presentes agentes de duas estratégias de troca social (egoísta e egoísta fraco).

A fim de analisar se os resultados são dependentes da vizinhança, foi desenvolvido um segundo cenário no qual os agentes são realocados, o que representaria uma espécie de mobilidade, e assim formando novas redes. Este cenário é definido como *new-networks*,

Por último, foi criado um terceiro cenário com política de influência, definido como *politics*, no qual  $r$ ,  $r^{max}$  e  $s^{min}$  médios são adotados por todos os agentes com mesma estratégia de troca social, tornando público, e assim os agentes são influenciados, imitando esses valores. Neste cenário, são observados o comportamento em relação à quantidade de trocas e o comportamento do *fitness* de cada tipo de estratégia, analisando se as estratégias de jogo dos agentes alcançadas são ótimas.

#### 4.1 Caso P5 ALL

Neste caso estão presentes agentes das cinco estratégias, a saber: altruísta, altruísta fraco, egoísta, egoísta fraco e racional.



Figura 4: P5-all - Quantidade de trocas em 250 ciclos



Figura 5: P5-all - Quantidade de trocas em 5000 ciclos

#### 4.1.1 Evolução no tempo da quantidade de trocas

Nas Figuras 4 e 5 são apresentadas as contagens das nenhuma (indicada em vermelho), uma (verde) e duas (azul) trocas nos estágios inicial (250 ciclos) e final (5000 ciclos), respectivamente.

Analisando o comportamento da curva vermelha, observa-se que a evolução da estratégia do agente no tempo proporcionou a queda da quantidade de interações sem sucesso. Além disso, analisando as Figuras 4 e 5, observar-se que no início o número de interações sem sucesso é aproximadamente 230.000 e ao final dos ciclos a quantidade destas trocas sem sucesso cai para aproximadamente 50.000. Também nota-se que as curvas verde e azul crescem com o tempo, ou seja, a quantidade de interações com uma e duas trocas bem sucedidas aumentam com o tempo.

Observa-se que os resultados são obtidos através da autorregulação do processo de trocas do JAPTS apresentado no Capítulo 3, pois a evolução das estratégias de cada agente independente contribui para um crescimento de interações completas (duas trocas) e incompletas (uma troca) entre agentes, no processo de trocas do JAPTS.

#### 4.1.2 Evolução no tempo do *fitness*

As Figuras 6 e 7 representam o comportamento do *fitness* de cada tipo de agente durante o tempo, nos estágios inicial (250 ciclos) e final (5000 ciclos) das simulações, respectivamente.

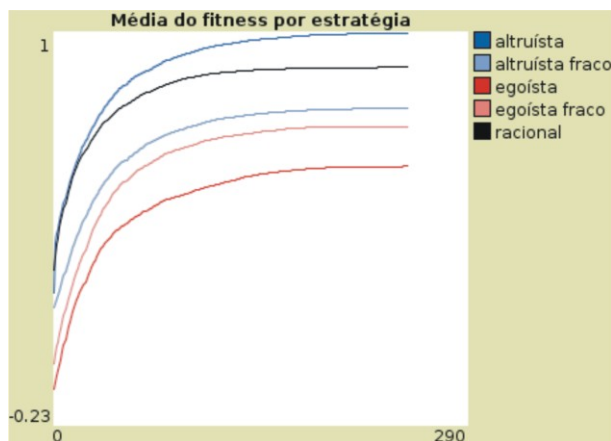


Figura 6: P5-all - Valores de adaptação (*fitness*) no tempo de cada estratégia em 250 ciclos



Figura 7: P5-all - Valores de adaptação (*fitness*) no tempo de cada estratégia em 5000 ciclos

A curva em azul representa o *fitness* de agentes com estratégia altruísta, curva azul claro *fitness* de agentes com estratégia altruísta fraco, curva vermelha *fitness* de agentes com estratégia egoísta, curva rosa *fitness* de agentes com estratégia egoísta fraco e curva preta *fitness* de agentes com estratégia racional, todas estas estratégias definidas no Capítulo 3 na Tabela 4.

Pode-se afirmar que a evolução das estratégias dos agentes contribuiu para o crescimento do valor de *fitness*, seja qual for a estratégia de troca social destes agentes durante a simulação. Também é importante relatar que após o crescimento do *fitness* de cada um dos tipos de estratégia durante um determinado tempo, a evolução das estratégias atinge um patamar, pois o *fitness* de cada uma das diferentes estratégias estabiliza com o tempo.

Além disso, observando as mesmas figuras, o resultado dos *fitness* permanecem organizados de modo que o *fitness* do altruísta é maior que o racional, que por sua vez tem *fitness* maior que o altruísta fraco, que então tem *fitness* maior que o egoísta fraco e do que o egoísta, durante todas as simulações.

As Figuras 6 e 7 mostram que a curva vermelha que representa o *fitness* dos agentes com estratégia egoísta, apresenta um crescimento em relação ao tempo. No entanto, apresenta o menor crescimento e, conseqüentemente, o pior resultado final entre todas as estratégias. São agentes que não facilitam a realização de trocas, pois propõem pouco e exigem muito. Logo, pode-se dizer que usar uma estratégia de troca social pouco flexível, rígida, para troca com outros agentes não é um bom caminho para obter os melhores resultados de *fitness*.

#### 4.1.3 Análises após 30 simulações em P5-all

A Figura 8 representa a quantidade de trocas inicial e final entre os agentes envolvidos no ambiente. Nos gráficos **Nenhuma troca**, **Uma troca** e **Duas trocas** estão representados os valores iniciais e finais da quantidade de trocas sem sucesso, quantidade de uma troca bem sucedida e da quantidade de duas trocas bem sucedidas respectivamente, separados por estratégia.

No último gráfico, **quantidade de trocas global**, está a representação dos valores iniciais e finais da população total referentes a quantidade de trocas. Neste gráfico **nenhuma**, **uma** e **duas** representam os valores iniciais e finais da quantidade de trocas sem sucesso, uma troca bem sucedida e duas trocas bem sucedidas respectivamente.

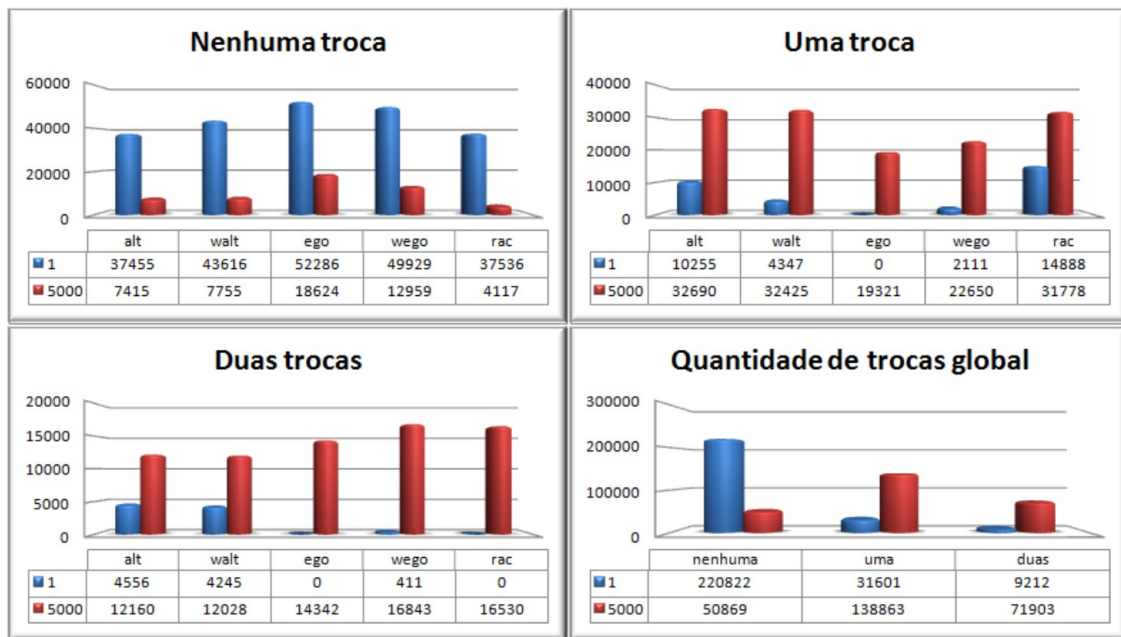


Figura 8: P5-all - Evolução das trocas por estratégia analisando o primeiro e o último ciclo.

Em todos os gráficos apresentados, a barra em azul representa o valor inicial e a barra em vermelho representa o valor ao final das simulações.

O primeiro gráfico **nenhuma troca** mostra que no início das simulações a quantidade de trocas sem sucesso é muito grande para qualquer uma das estratégias utilizadas pelos agentes. Com a evolução das estratégias de jogo dos agentes no tempo, seja qual for a estratégia de troca social, o número de trocas sem sucesso decresce. No segundo gráfico da Figura 8, **uma troca**, nota-se que no início das simulações a quantidade de trocas com uma etapa de troca bem sucedida é baixa para qualquer tipo de estratégia. O terceiro gráfico da Figura 8, **duas trocas**, assim como o anterior, apresenta uma quantidade de trocas com duas etapas bem sucedidas baixa para qualquer tipo de estratégia. Em destaque, observa-se que a estratégia egoísta apresenta o pior desempenho inicial absoluto, pois todos os agentes desta estratégia iniciam o processo de trocas com interações sem sucesso com todos os vizinhos.

Analisando os resultados finais (barras vermelhas), nota-se que a evolução das estratégias possibilita que os agentes de qualquer tipo de estratégia, inclusive os egoístas, apresentem resultados finais melhores do que os iniciais, ou seja, decréscimo no número de trocas sem sucesso e crescimento no número de trocas com sucesso.

Para melhor compreender a evolução de cada uma das estratégias, as Tabelas 5 e 8 mostram o comportamento de cada estratégia de troca, em relação ao sucesso das trocas, percentualmente em relação ao primeiro ciclo e o último ciclo respectivamente.

A evolução das estratégias de cada agente contribui para os resultados globais, apresentados no gráfico **Quantidade de trocas global** da Figura 8, o qual mostra que a população de agentes realiza maior quantidade de uma troca bem sucedida, seguido de duas trocas bem sucedidas, contribuindo para o decréscimo das trocas sem sucesso.

A Figura 9 representa o *fitness* inicial e final de agentes separados por tipo de estratégia adotada. Na primeira linha estão representados os valores do *fitness* de cada uma das estratégias após a primeira rodada de um jogo entre 1200 agentes distribuídos em uma rede *small world network* e na segunda linha o *fitness* final após 5000 interações.

Tabela 5: Trocas no primeiro ciclo (%) P5-all

|                 | nenhuma | uma     | duas   |
|-----------------|---------|---------|--------|
| altruísta       | 71,6631 | 19,6206 | 8,7163 |
| altruísta fraco | 83,5415 | 8,3271  | 8,1314 |
| egoísta         | 100     | 0       | 0      |
| egoísta fraco   | 95,1913 | 4,0242  | 0,7845 |
| racional        | 71,6005 | 28,3995 | 0      |

Tabela 6: Trocas no último ciclo (%) P5-all

|                 | nenhuma | uma      | duas    |
|-----------------|---------|----------|---------|
| altruísta       | 14,1873 | 62,5461  | 23,2665 |
| altruísta fraco | 14,8544 | 62,1072  | 23,0383 |
| egoísta         | 35,6187 | 36,9515  | 27,4296 |
| egoísta fraco   | 24,7058 | 43,183 0 | 32,1110 |
| racional        | 7,85247 | 60,6165  | 31,5309 |

Em *alt*, esta a média do *fitness* igual a 0,1611 de agentes com estratégia altruísta no primeiro ciclo com sua vizinhança. Após 5000 ciclos agentes altruístas, através da evolução de sua estratégia de jogo no tempo, conseguem melhorar o valor do *fitness* para 0,9298. Agentes com estratégia altruísta fraco, *walt*, na primeira rodada tem média de ganho 0,1210. Após 5000 ciclos estes agentes apresentam um crescimento do *fitness*, chegando a 0,6493. Em destaque, agentes com estratégia egoísta (*ego*) apresentam média inicial do *fitness* negativo. A evolução da estratégia destes agentes após 5000 ciclos proporcionam um crescimento de tal forma que seu *fitness* final é 0,5459. Agentes com estratégia egoísta fraco *wego*, também apresentam no primeiro ciclo média do *fitness* negativo. Após 5000 ciclos seu *fitness* cresce para 0,6169. A média do *fitness* de agentes com estratégia racional (*rat*) na primeira rodada é de 0,2067, mostrando que inicialmente a idéia de racionalidade proporcionou o maior *fitness* entre as estratégias de jogo. Ao final da simulação, seu *fitness* cresce para 0.6416.

Finalmente, analisando os resultados médios globais do *fitness* inicial 0,0565 e final 0,8388 em *global*, observa-se que a sociedade de agentes organizados em uma *small world network* se adapta com o tempo.



Figura 9: P5-all - Evolução da adaptação analisando o primeiro e o último ciclo.

Para medir a variabilidade ou dispersão do conjunto de dados apresentados de *fitness* foi realizado o cálculo da variância e do desvio padrão. A Tabela 7 apresentada os resultados da média, variância e desvio padrão do *fitness* das diferentes estratégias de troca social.

Tabela 7: Média, variância e desvio padrão do *fitness* por estratégia - P5-all

|                 | média       | variância   | desvio padrão |
|-----------------|-------------|-------------|---------------|
| altruísta       | 0,808251422 | 0,002775094 | 0,052679164   |
| altruísta fraco | 0,572353207 | 0,000254429 | 0,015950838   |
| egoísta         | 0,482491119 | 0,000590481 | 0,024299809   |
| egoísta fraco   | 0,543292999 | 0,000410004 | 0,020248553   |
| racional        | 0,672232205 | 2,37152E-05 | 0,004869826   |

Tabela 8: Média, variância e desvio padrão do *fitness* global P5-all

|        | média      | variância   | desvio padrão |
|--------|------------|-------------|---------------|
| global | 0,61572419 | 0,000222439 | 0,014914377   |

Analisando os resultados da quantidade de trocas e também do *fitness*, observa-se que agentes com estratégia de troca social egoísta apresentam os piores resultados. São agentes que apresentam menor flexibilidade no momento das trocas, pois exigem muito e oferecem pouco. Além disso, apresentam uma intolerância quando outros agentes apresentam resultados mais expressivos em relação ao sucesso das recompensas. Logo após os egoístas, os piores resultados são dos agentes com estratégia egoísta fraco. Logo, os resultados das simulações do modelo para este caso mostram que usar uma estratégia egoísta não é um bom caminho para alcançar melhores resultados no jogo das trocas.

Portanto, a partir das análises dos resultados da quantidade de trocas e também do *fitness* dos agentes das diferentes estratégias de troca social, pode-se afirmar que ocorre uma evolução das estratégias no tempo que contribuiu para melhores resultados, pois o sucesso das trocas bem sucedidas cresce e o *fitness* também seja qual for a estratégia. Estes são resultados alcançados a partir da autorregulação das trocas entre agentes, pois os resultados emergem da evolução das estratégias de cada agente independente, pois cada um destes toma suas próprias decisões a partir de seu próprio mecanismo evolucionário para estratégia.

#### 4.1.4 Comparações entre diferentes cenários para o caso P5-all

Para analisar os resultados obtidos, foram criados dois novos cenários, e para comparar foram realizadas 30 simulações para cada um destes.

Um segundo cenário foi criado para observar se os resultados encontrados são dependentes da vizinhança. Neste cenário, a cada 1250 ciclos os agentes são realocados, distribuídos aleatoriamente, mudando a composição das pequenas redes, mas mantendo a topologia de rede. Este cenário é denotado *new networks*. Além disso, foi estudado um terceiro cenário para analisar os resultados da evolução das estratégias. Neste cenário, foi determinada uma política de influência, na qual as médias dos parâmetros  $r$ ,  $r^{max}$  e  $s^{min}$  tornam-se públicas em alguns momentos da simulação, e os agentes com a mesma estratégia de troca social imitam esses valores. Este cenário é denotado *politic*.

A Figura 10 apresenta uma comparação entre os diferentes cenários para o caso P5-all. As barras azuis representam os resultados encontrados utilizando o modelo JAPTS



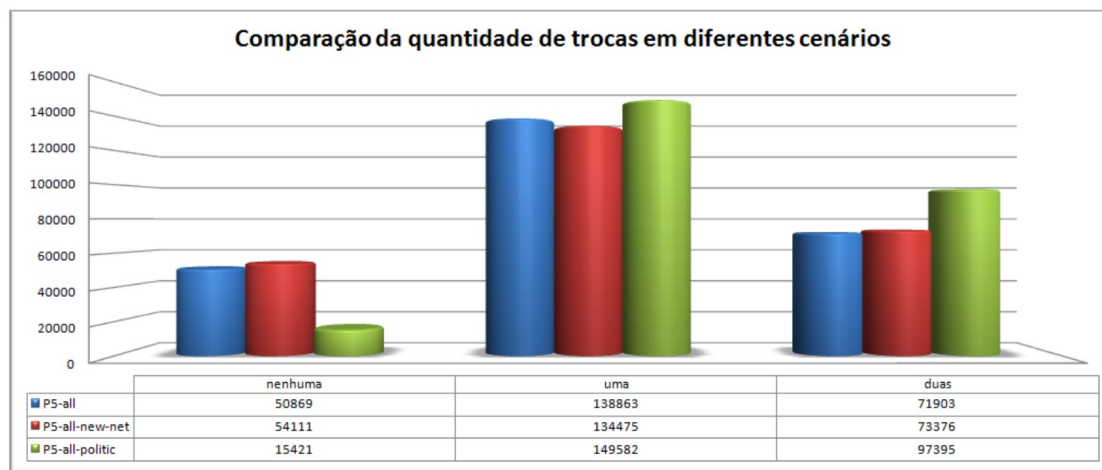


Figura 10: Comparação da quantidade de trocas do caso P5 all em diferentes cenários.

no caso P5-all, barras vermelhas (*P5-all-new-net*) representam os resultados encontrados para nenhuma, uma e duas trocas no cenário *new networks* e barras verdes (*P5-all-politic*), representam os resultados encontrados para nenhuma, uma e duas trocas no cenário *politic*.

Comparando os resultados apresentados na Figura 10, observa-se que novas distribuições dos agentes durante as simulações com o cenário *new network* não influênciam a evolução das estratégias, pois os resultados alcançados referentes ao número de trocas dos agentes não são dependentes das vizinhanças. Além disso, notou-se que o cenário com política de influência *politic*, promoveu melhores resultados em relação às trocas, corroborando a ideia de que foram alcançados os parâmetros ótimos de cada estratégia.

A Figura 11 apresenta os resultados de *fitness* por estratégia e global nos diferentes cenários.

Analisando a Figura 11, observa-se que o cenário *new network* (barras vermelhas) e o cenário original do JAPTS (barras azuis), mostrando que os resultados de *fitness* alcançados não são dependentes das vizinhanças. Observa-se que os resultados de *fitness* apresentados no cenário com política de influência (barras verdes) é maior do que os apresentados nos outros cenários, seja qual for a estratégia. Assim como na análise do número de trocas, os resultados encontrados para o *fitness* reforça a ideia de que foram alcançados os parâmetros ótimos de cada estratégia.

## 4.2 Caso P2-alt-ego

Neste caso estão presentes agentes de duas estratégias, a saber: altruísta e egoísta. Assim como no caso anterior, foram realizadas simulações no cenário *new networks* e *politic*.

### 4.2.1 Evolução no tempo da quantidade de trocas

Nas Figuras 12 e 13 são apresentadas as contagens das zero (indicada em vermelho), uma (verde) e duas (azul) interações nos estágios inicial (250 ciclos) e final (5000 ciclos), respectivamente.

Analisando as Figuras 12 e 13, observar-se que no início das interações o número de trocas sem sucesso é de aproximadamente 230.000 e no final das interações a quantidade

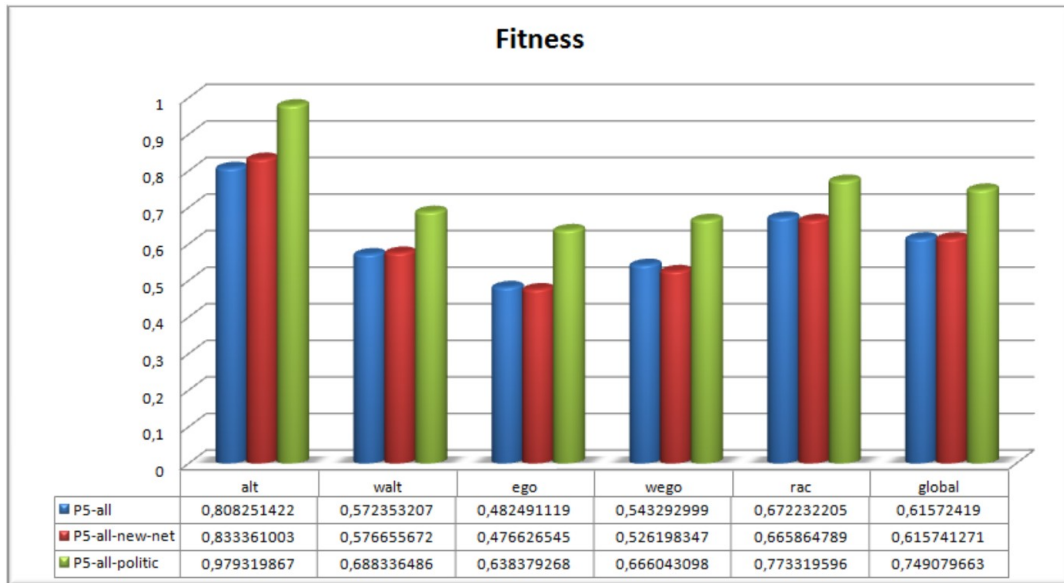


Figura 11: Comparação do *fitness* no caso P5 all em diferentes cenários.

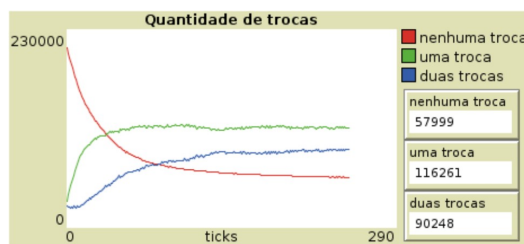


Figura 12: P2-alt-ego - Quantidade de trocas em 250 ciclos

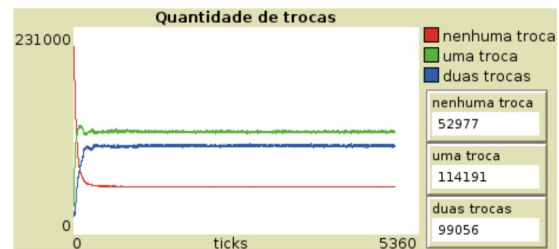


Figura 13: P2-alt-ego - Quantidade de trocas em 5000 ciclos

destas trocas sem sucesso cai para aproximadamente 53.000. Também nota-se que as curvas verde e azul crescem, mostrando que a quantidade de interações com uma e duas trocas aumentam com o tempo. Estes resultados mostram que a evolução das estratégias no tempo contribuem para trocas bem sucedidas, diminuindo a ocorrência de interações sem sucesso.

As Figuras 14, 15 e 16 mostram os resultados da quantidade de trocas dos agentes por estratégia. O comportamento das curvas em azul são referentes a agentes com estratégia altruísta e o comportamento das curvas em vermelho são referentes aos agentes com estratégia egoísta.

Observa-se na Figura 14 que agentes das duas estratégias diminuem consideravelmente o número de trocas sem sucesso. Nas Figuras 15 e 16, agentes das duas estratégias aumentam a quantidade de interações com uma e duas trocas bem sucedidas com o tempo.

As Figuras 17 e 18 representam o comportamento das estratégias de jogo de altruístas e egoístas respectivamente. A curva azul representa o nível de investimento  $r$ , a curva cinza representa o nível máximo de investimento  $r^{max}$  e a curva vermelha representa o nível mínimo de satisfação  $s^{min}$ . São figuras importantes para explicar os comportamentos apresentados em relação a quantidade de trocas comentada no parágrafo anterior.

A Figura 17 mostra que agentes com estratégia altruísta diminuem o valor de todas as variáveis da estratégia.  $s^{min}$  apresenta uma pequena queda, pois agentes com esta

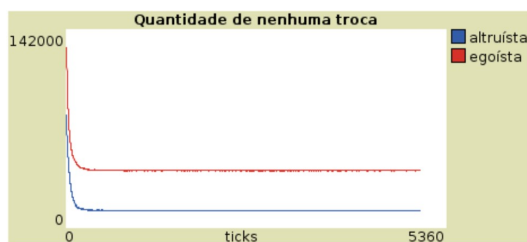


Figura 14: P2-alt-ego - Quantidade de nenhuma troca por estratégia

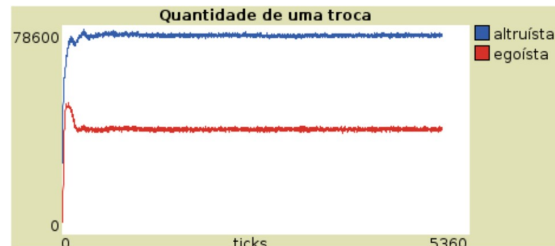


Figura 15: P2-alt-ego - Quantidade de uma troca por estratégia

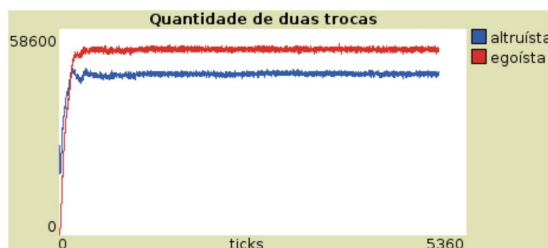


Figura 16: P2-alt-ego - Quantidade de duas trocas por estratégia



Figura 17: P2-alt-ego - Comportamento da estratégia altruísta

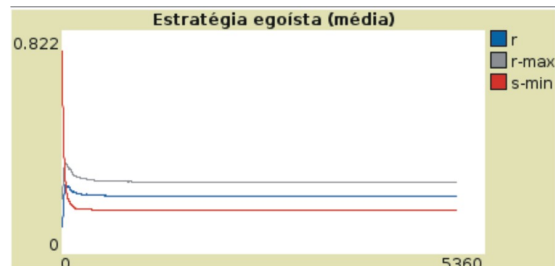


Figura 18: P2-alt-ego - Comportamento da estratégia egoísta

estratégia já apresentam inicialmente flexibilidade na aceitação das ofertas. No entanto, nota-se que com o tempo os valores de  $r$  e  $r^{max}$  decrescem, penalizando seus vizinhos, e assim contribuindo para a parada do crescimento do número de duas trocas, pois passa a realizar investimentos baixos.

Os agentes com estratégia egoísta apresentam inicialmente uma pouca flexibilidade em sua estratégia nas trocas, pois são muito exigentes,  $s^{min}$  alto. Além disso, investem pouco,  $r$  e  $r^{max}$  muito baixos. Isto impossibilita que agentes com esta estratégia apresentem um número alto de trocas com sucesso no início dos ciclos. No entanto, analisando a Figura 18 nota-se que com o tempo estes agentes apresentam um decréscimo de  $s^{min}$  e crescimento dos valores de  $r$  e  $r^{max}$ , contribuindo assim para estratégias mais flexíveis e conseqüentemente para um grande crescimento no número de uma e duas trocas.

Analisando as Figuras 4 e 5 do caso P5-all e as Figuras 12 e 13 do caso desta seção, observa-se que o caso, ou composição social, com menor número de estratégias apresentou maior sucesso em relação a quantidade de uma e duas trocas bem sucedidas.

#### 4.2.2 Evolução no tempo do *fitness*

As Figuras 19 e 20 representam o comportamento do *fitness* de cada tipo de agente durante o tempo, nos estágios inicial (250 ciclos) e final (5000 ciclos) das simulações, respectivamente. A curva em azul representa o *fitness* de agentes com estratégia altruísta e a curva vermelha o *fitness* de agentes com estratégia egoísta.



Figura 19: P2-alt-ego - Valores de adaptação (*fitness*) no tempo de cada estratégia em 250 ciclos

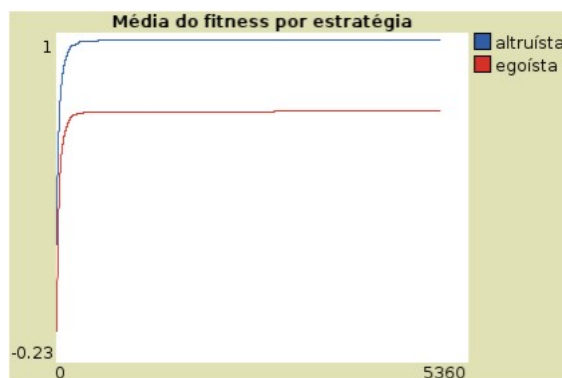


Figura 20: P2-alt-ego - Valores de adaptação (*fitness*) no tempo de cada estratégia em 5000 ciclos

Observando o comportamento das curvas dos gráficos das Figuras 19 e 20, pode-se afirmar que no caso *P2-alt-ego* ambas estratégias melhoram o resultado de *fitness* durante a simulação. Também é importante relatar que após o crescimento do *fitness* de cada um dos tipos de estratégia no tempo a evolução atinge um patamar, pois depois de aproximadamente 500 ciclos o valor de *fitness* se estabiliza. Além disso, as curvas mostram os agentes com estratégia altruísta apresentarem um desempenho melhor do *fitness* do que agentes com estratégia egoísta.

Em todas as simulações, o comportamento do *fitness* permanece organizado de modo que o *fitness* do altruísta é maior que o egoísta.

#### 4.2.3 Análises após 30 simulações em P2-alt-ego

A Figura 21 mostra a quantidade de trocas inicial e final entre os agentes envolvidos no ambiente. Nos gráficos **Nenhuma troca**, **Uma troca** e **Duas trocas** estão representados os valores iniciais e finais da quantidade de trocas sem sucesso, quantidade de uma troca

bem sucedida e da quantidade de duas trocas bem sucedidas respectivamente, separados por estratégia. O último gráfico **quantidade de trocas global** apresenta os valores iniciais e finais em relação a quantidade de trocas da população total. Neste gráfico **nenhuma**, **uma** e **duas** representam os valores iniciais e finais da quantidade de trocas sem sucesso, uma troca bem sucedida e duas trocas bem sucedidas respectivamente.

Em todos os gráficos apresentados, a barra em azul representa o valor inicial e a barra em vermelho representa o valor final das simulações.

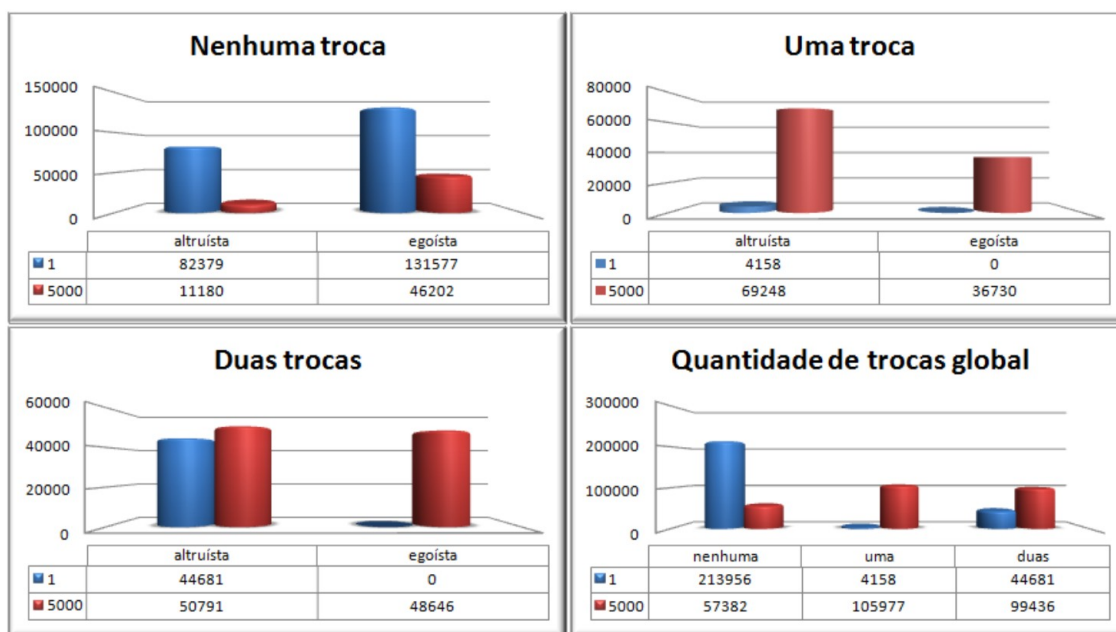


Figura 21: P2-alt-ego - Evolução das trocas por estratégia analisando o primeiro e o último ciclo.

O primeiro gráfico (nenhuma troca) mostra que no início das simulações a quantidade de trocas sem sucesso é grande para qualquer uma das duas estratégias, com maiores valores para estratégia egoísta. Com o tempo os agentes, seja qual for sua estratégia de troca, evoluem de forma que o número de trocas sem sucesso cai, basta observar a diferença entre as barras azuis e vermelhas de cada estratégia.

O segundo gráfico (uma troca) mostra que no início das simulações a quantidade de uma troca é pequena para agentes com estratégia altruísta e é nula para agentes com estratégia egoísta. Ao final os agentes, seja qual for sua estratégia, aumentam o número de uma troca.

O terceiro gráfico (duas trocas) da Figura 21 mostra que no início das simulações a quantidade de trocas com duas interações bem sucedidas é pequeno para agentes com estratégia altruísta e nula para agentes com estratégia egoísta. Com o tempo os agentes evoluem e, seja qual for sua estratégia, o número de duas trocas cresce.

Nas Tabelas 9 e 10 estão representadas percentualmente as trocas iniciais e finais por estratégia.

A Figura 22 representa o *fitness* inicial e final de agentes separados por tipo de estratégia adotada. Na primeira linha estão representados os valores do *fitness* de cada uma das estratégias após a primeira ciclo de interações entre os 1200 agentes e na segunda linha o *fitness* final após 5000 interações.

Em *altruísta*, agentes com estratégia altruísta na primeira jogada com sua vizinhança tem média de ganho 0,1837. Após 5000 ciclos estes agentes melhoram seu *fitness* para

Tabela 9: Trocas no primeiro ciclo (%) P2-alt-ego

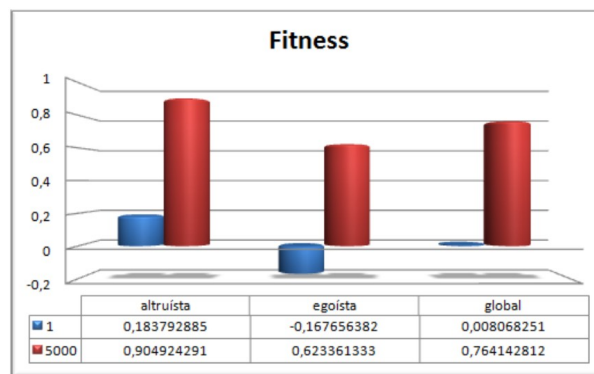
|           | nenhuma | uma    | duas    |
|-----------|---------|--------|---------|
| altruísta | 62,7798 | 3,1690 | 34,0511 |
| egoísta   | 100     | 0      | 0       |

Tabela 10: Trocas no último ciclo (%) P2-alt-ego

|           | nenhuma | uma     | duas    |
|-----------|---------|---------|---------|
| altruísta | 8,5201  | 52,7727 | 38,7070 |
| egoísta   | 35,113  | 27,9149 | 36,9712 |

0,9505. Agentes com estratégia egoísta, *egoísta* no gráfico, possuem a média inicial do *fitness* negativo. A evolução da estratégia destes agentes no tempo proporcionam que seu *fitness* melhore para 0,6554.

Finalmente, analisando os resultados médios globais do *fitness* inicial 0,0080 e final 0,8030 em *global*, observa-se que a sociedade de agentes organizados em uma *small world network* se adapta com o tempo.

Figura 22: P2-alt-ego - *Fitness* no primeiro e no último ciclo.

A tabela 11 apresenta os resultados da média, variância e desvio padrão de cada uma das estratégias no caso desta seção, P2-alt-ego.

Logo, pode-se afirmar que a evolução das estratégias no tempo contribuem para o sucesso das trocas durante as interações, neste caso com agentes de duas diferentes estratégias, altruístas e egoístas. Os resultados obtidos neste caso, assim como no caso anterior, emergem da autorregulação das trocas sociais. Além disso, assim como no caso P5-all, este caso mostra que a estratégia egoísta não é uma boa estratégia de troca, pois apresenta os piores resultados em relação ao número de trocas e *fitness*.

#### 4.2.4 Comparações entre diferentes cenários para o caso P2-alt-ego

A Figura 23 apresenta uma comparação de diferentes cenários para o caso P2-alt-ego. Em *P2-alt-ego-new-net* (barra vermelha) estão os resultados do cenário *new network*, no qual a cada 1250 ciclos os agentes são realocados, mudando a configuração das vizinhanças dos agentes. Em *P2-alt-ego-politic* (barra verde) estão os resultados do cenário *politic*.

Nota-se que com a reconfiguração das redes ocorre uma mudança nos resultados da quantidade de trocas, mas ainda muito próximos dos resultados encontrados no cenário

Tabela 11: Média, variância e desvio padrão do *fitness* por estratégia - P2-alt-ego

|           | média       | variância   | desvio padrão |
|-----------|-------------|-------------|---------------|
| altruísta | 904924291   | 0,000878631 | 0,029641718   |
| egoísta   | 0,623361333 | 0,000452147 | 0,021263745   |

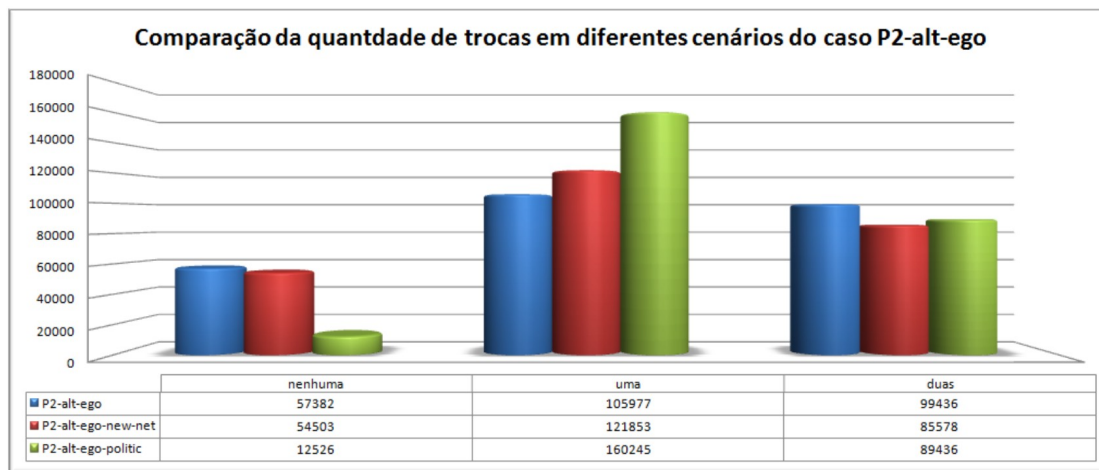
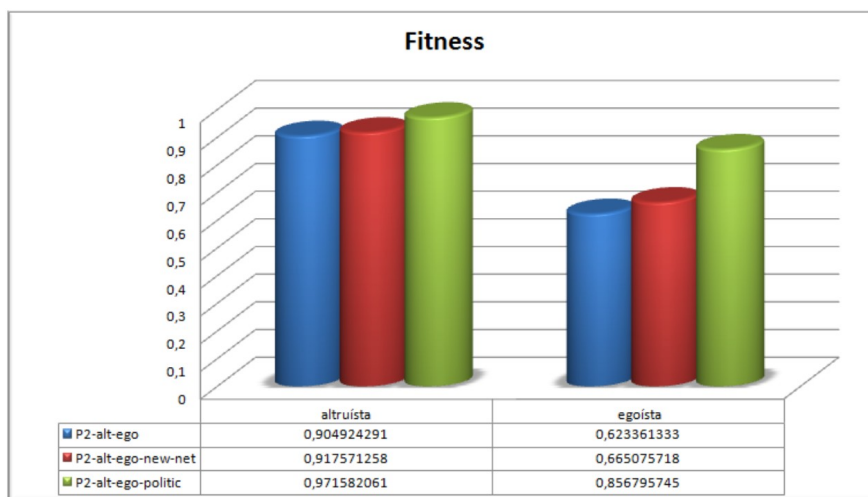


Figura 23: Comparação da quantidade de trocas do caso P2-alt-ego em diferentes cenários.

original (barra azul) P2-alt-ego. No cenário com política de influência, percebe-se uma melhora significativa no número de trocas sem sucesso e também no número de uma troca. No entanto, no número de duas trocas os resultados são um pouco inferiores ao cenário original P2-alt-ego.

Figura 24: Comparação do *fitness* em diferentes cenários no caso P2-alt-ego.

Na Figura 24 observa-se que os resultados do *fitness* no cenário com política de influência destacam-se significativamente em relação ao resultado dos outros cenários, pois seja qual for a estratégia apresenta melhores resultados de *fitness*.

Portanto, baseado nas análises em relação a quantidade de trocas e *fitness*, a evolução das estratégias não são dependentes das vizinhanças e quando há influência nas estratégias, melhores resultados são alcançados, então é fortalecida a ideia de que os

parâmetros ótimos de cada estratégia são alcançados.

### 4.3 Caso P2-walt-wego

Neste caso estão presentes agentes de duas estratégias, a saber: altruísta fraco e egoísta fraco.

#### 4.3.1 Evolução no tempo da quantidade de trocas

As Figuras 25 e 26 apresentam as contagens das zero (indicada em vermelho), uma (verde) e duas (azul) interações nos estágios inicial (250 ciclos) e final (5000 ciclos), respectivamente.



Figura 25: P2-walt-wego - Quantidade de trocas em 250 ciclos



Figura 26: P2-walt-wego - Quantidade de trocas em 5000 ciclos

Analisando o comportamento da curva vermelha, observa-se que a quantidade de interações sem sucesso caiu. Com base na análise das Figuras 25 e 26, nota-se que no início das interações o número de interações sem sucesso é de aproximadamente 250.000 e ao final passa para aproximadamente 50.000. Além disso, nota-se que a quantidade de uma e duas trocas crescem com o tempo, basta observar o comportamento das curvas verde e azul.

As Figuras 27, 28 e 29 mostram o comportamento dos agentes por estratégia, onde, a curva azul representa o comportamento dos agentes com estratégia altruísta fraco e a curva em vermelho o comportamento de agentes com estratégia egoísta fraco.

Na Figura 27, pode-se notar que agentes das duas estratégias diminuem consideravelmente o número de interações sem sucesso, com a estratégia altruísta fraco apresentando melhor resultado que a estratégia egoísta fraco. A Figura 28 mostra que agentes das duas estratégias com o tempo apresentam crescimento no número de interações com uma troca bem sucedida, e mais uma vez a estratégia altruísta fraco apresenta melhores resultados. No entanto, observa-se que a estratégia egoísta fraco, ao fim da simulação, apresenta melhores resultados finais na Figura 29 em relação a duas trocas.

Com uma análise no comportamento das curvas que representam os parâmetros das duas estratégias, apresentadas nas Figuras 30 e 31, é possível explicar os resultados em relação ao número de trocas. A curva azul representa o investimento  $r$ , cinza investimento máximo  $r^{max}$  e vermelha a satisfação mínima  $s^{min}$ .

No caso desta seção, os agentes das duas estratégias apresentam estratégias iniciais mais equilibradas, onde altruísta fraco não investe tanto como o altruísta, faz propostas com valores mais aproximados da metade do máximo e também não aceita ofertas muito baixas e egoísta fraco apresenta maior flexibilidade nas trocas, pois é menos exigente que o egoísta e também investe mais que o egoísta.





Figura 27: P2-walt-wego - Quantidade de nenhuma troca por estratégia



Figura 28: P2-walt-wego - Quantidade de uma troca por estratégia



Figura 29: P2-walt-wego - Quantidade de duas trocas por estratégia

Embora com o tempo os agentes das duas estratégias diminuam consideravelmente os valores de  $s^{min}$  facilitando o desenvolvimento das trocas bem sucedidas, em contrapartida, diminuem os valores de  $r$  e  $r^{max}$ , penalizando o outro jogador, e assim contribuindo para uma maior trocas mais rígidas e também para a parada de crescimento no número de duas trocas. Contudo, os valores são mais equilibrados que os apresentados na seção anterior.



Figura 30: P2-walt-wego - Comportamento da estratégia altruísta fraco



Figura 31: P2-walt-wego - Comportamento da estratégia egoísta fraco

#### 4.3.2 Evolução no tempo do *fitness*

As Figuras 32 e 33 representam o comportamento do *fitness* de cada tipo de agente durante o tempo, nos estágios inicial (250 ciclos) e final (5000 ciclos) das simulações, respectivamente. A curva em azul representa o *fitness* de agentes com estratégia altruísta fraco e a curva vermelha o *fitness* de agentes com estratégia egoísta fraco.

Observando o comportamento das curvas dos gráficos das Figuras 32 e 33, pode-se afirmar que no caso *P2-walt-wego* ambas estratégias evoluíram contribuindo para o crescimento do *fitness* durante a simulação. Também é importante relatar que o *fitness* cresce durante algum tempo, e depois se estabiliza, a evolução da estratégia atinge



Figura 32: P2-walt-wego - *Fitness* por estratégia em 250 ciclos



Figura 33: P2-walt-wego - *Fitness* por estratégia em 5000 ciclos

um patamar. Além disso, as curvas mostram os agentes com estratégia altruísta fraco apresentam melhor desempenho do *fitness* do que agentes com estratégia egoísta fraco.

Em todas as simulações, o comportamento do *fitness* permanece organizado de modo que o *fitness* do altruísta fraco é maior que o egoísta fraco.

#### 4.3.3 Análise e comparações após 30 simulações em P2-walt-wego

Nos gráficos **Nenhuma troca**, **Uma troca** e **Duas trocas** da Figura 34, estão representados os valores iniciais e finais da quantidade de trocas sem sucesso, quantidade de uma troca bem sucedida e da quantidade de duas trocas bem sucedidas respectivamente, separados por estratégia. No último gráfico **quantidade de trocas global** está a representação dos valores iniciais e finais da quantidade de trocas da população de agentes.

Em todos os gráficos apresentados, a barra em azul representa o valor inicial e a barra em vermelho representa o valor final das simulações.

No gráfico **Nenhuma troca**, nota-se que a quantidade de trocas sem sucesso inicial é grande para qualquer uma das estratégias, com maiores valores para estratégia egoísta fraco. Com o tempo o número de trocas sem sucesso diminui, seja qual for a estratégia. Em **Uma troca** o início das simulações (barra azul) a quantidade de trocas com uma interação bem sucedida é pequena para agentes com estratégia altruísta fraco e é nula para agentes com estratégia egoísta fraco. Ao final, agentes das duas estratégias apresentam crescimento no número de uma troca. O terceiro gráfico **Duas trocas** mostra que no início das simulações a quantidade de trocas com duas interações bem sucedidas é pequena para agentes com estratégia altruísta fraco e nula para agentes com estratégia egoísta fraco.

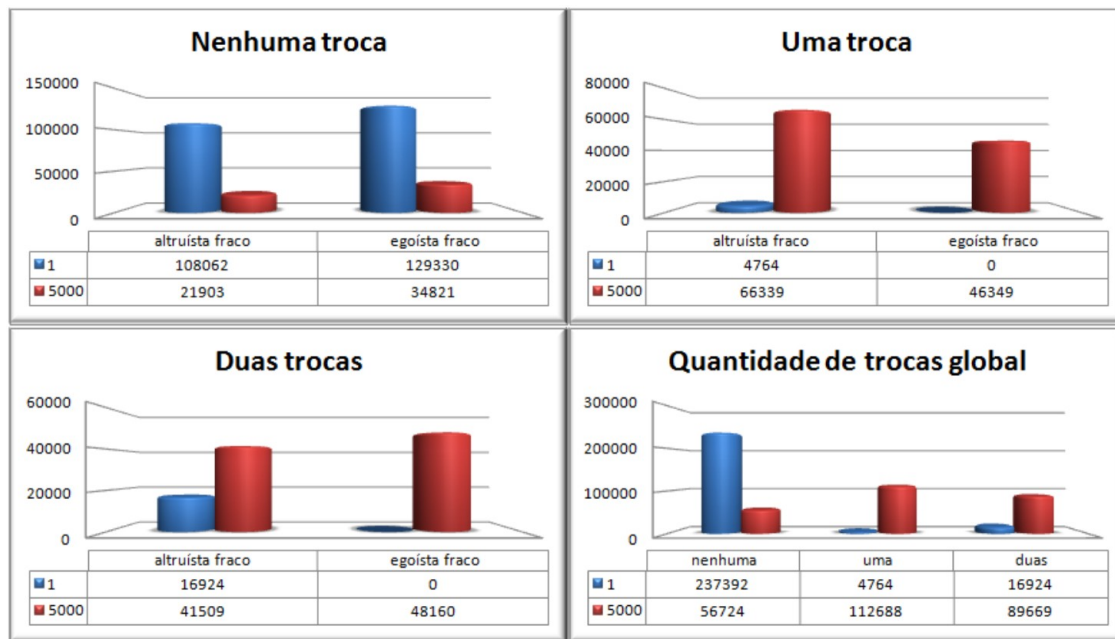


Figura 34: P2-walt-wego - Evolução das trocas por estratégia analisando o primeiro e o último ciclo.

Nas Tabelas 12 e 13 estão representadas percentualmente as trocas iniciais e finais por estratégia. Analisando estas tabelas e também a Figura 34 com o tempo os agentes evoluem e, seja qual for sua estratégia, o número de uma e duas trocas cresce. Em destaque, agentes egoístas fraco apresentam 100% de trocas sem sucesso no início das interações, ou seja, nenhuma dos 600 agentes com esta estratégia consegue realizar uma ou duas trocas com qualquer um de seus vizinhos. Com o tempo, a evolução da estratégia de jogo destes agentes, possibilita que ao final das simulações consigam realizar 35,8381% de uma e 37,2380% de duas trocas, obtendo apenas 26,9237% de trocas sem sucesso.

Tabela 12: Trocas no primeiro ciclo (%) P2-walt-wego

|                 | nenhuma | uma    | duas    |
|-----------------|---------|--------|---------|
| altruísta fraco | 83,2845 | 3,6719 | 13,0435 |
| egoísta fraco   | 100     | 0      | 0       |

Tabela 13: Trocas no último ciclo (%) P2-walt-wego

|                 | nenhuma | uma     | duas    |
|-----------------|---------|---------|---------|
| altruísta fraco | 16,8808 | 51,1277 | 31,9913 |
| egoísta fraco   | 26,9237 | 35,8381 | 37,2380 |

Na Figura 35 estão os resultados do *fitness* inicial e final por estratégia, e a Tabela 14 apresenta os resultados da média, variância e desvio padrão por estratégia.

Observando a Figura 35, agentes com estratégia altruísta fraco (*altruísta fraco*), no primeiro ciclo apresentam em média *fitness* de 0,0841. Após 5000 ciclos estes agentes melhoram sua estratégia de jogo de forma que o *fitness* cresce para 0,9320. Agentes com estratégia egoísta fraco (*egoísta fraco*) no gráfico, possuem a média inicial do *fitness*



Figura 35: P2-walt-wego - Evolução da adaptação analisando o primeiro e o último ciclo.

Tabela 14: Média, variância e desvio padrão do *fitness* por estratégia - P2-walt-wego

|                 | média       | variância   | desvio padrão |
|-----------------|-------------|-------------|---------------|
| altruista fraco | 0,932090503 | 0,001185163 | 0,034426194   |
| egoista fraco   | 0,733056908 | 0,000132678 | 0,011518598   |

negativo. A evolução da estratégia destes agentes no tempo proporcionam um *fitness* final de 0,7330. Finalmente, analisando os resultados médios globais do *fitness* inicial 0,0128 e final 0,8325 em *global*, observa-se que a sociedade de agentes se adapta com o tempo.

Portanto, com base nas análises das trocas e do *fitness*, pode-se afirmar que ocorre uma evolução das estratégias no tempo que proporciona melhores resultados em relação as trocas e ao *fitness* durante as interações entre agentes heterogêneos de duas diferentes estratégias, altruista fraco e egoista fraco. Mais uma vez, os resultados emergem da autorregulação das trocas entre a população de agentes, cada agente toma suas próprias decisões e contribui para o resultado global da sociedade de agentes.

## 4.4 Caso P1-alt-walt

Neste caso estão presentes agentes de duas estratégias, a saber: altruista e altruista fraco.

### 4.4.1 Evolução no tempo da quantidade de trocas

Nas Figuras 36 e 37 são apresentadas as contagens das zero (indicada em vermelho), uma (verde) e duas (azul) interações nos estágios inicial (250 ciclos) e final (5000 ciclos), respectivamente.



Figura 36: P1-alt-walt - Evolução no tempo da quantidade de trocas em 250 ciclos

Figura 37: P1-alt-walt - Evolução no tempo da quantidade de trocas em 5000 ciclos

Diferentemente dos outros casos apresentados nas Seções 4.1, 4.2 e 4.3, nas Figuras 5, 13 e 26 respectivamente, observa-se que na Figura 37 o caso desta seção, os agentes apresentam melhores resultados em relação ao número de trocas. Basta comparar os resultados iniciais e finais da quantidade de nenhuma, uma e duas trocas finais.

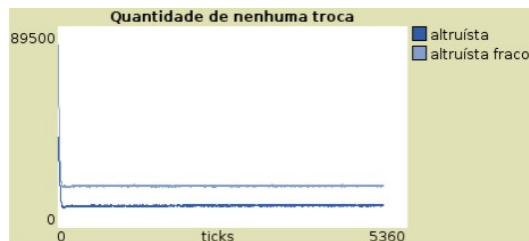


Figura 38: P1-alt-walt - Evolução na quantidade de nenhuma troca por estratégia



Figura 39: P1-alt-walt - Evolução na quantidade de uma troca por estratégia



Figura 40: P1-alt-walt - Evolução na quantidade de duas trocas por estratégia

As Figuras 38, 39 e 40 mostram o comportamento dos agentes por estratégia, onde, a curva azul representa o comportamento do número de trocas de agentes com estratégia altruísta e a curva em azul claro o comportamento do número de trocas de agentes com estratégia altruísta fraco.

Analisando a Figura 38, pode-se observar que agentes das duas estratégias diminuem consideravelmente o número de interações sem sucesso, com a altruístas apresentando melhor desempenho do que altruístas fracos. Nas Figuras 39 e 40, observa-se que agentes das duas estratégias com o tempo aumentam a quantidade de interações bem sucedidas, mostrando pouca diferença entre os comportamentos das duas estratégias.

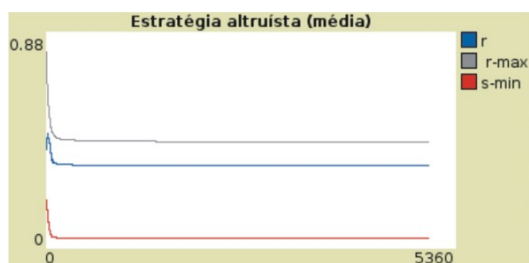


Figura 41: P1-alt-walt - Comportamento da estratégia egoísta



Figura 42: P1-alt-walt - Comportamento da estratégia egoísta

Analisando o desenvolvimento de cada uma das estratégias apresentadas nas Figuras 41 e 42, as quais representam estratégias altruísta e altruísta fraco respectivamente,

é possível explicar os comportamentos dos agentes nas trocas. No caso desta seção, os agentes das duas estratégias apresentam estratégias iniciais mais flexíveis, pois fazem propostas generosas e não exigem investimentos altos. Tal comportamento, contribui para que o número de trocas sem sucesso seja muito inferior aos outros casos e também apresente um número de duas trocas muito alto, contribuindo diretamente para os resultados globais.

Nota-se que com o tempo agentes das estratégias diminuem consideravelmente os valores de  $s^{min}$  facilitando o desenvolvimento das trocas bem sucedidas. No entanto, diminuem um pouco os valores de  $r$  e  $r^{max}$ , e assim contribuindo para uma menor flexibilidade no processo de trocas e, mas também contribuindo para uma troca mais justa, mais aproximada da metade.

#### 4.4.2 Evolução no tempo do *fitness*

As Figuras 43 e 44 representam o comportamento do *fitness* de cada tipo de agente durante o tempo, nos estágios inicial (250 ciclos) e final (5000 ciclos) das simulações, respectivamente. A curva em azul representa o *fitness* de agentes com estratégia altruísta e a curva azul claro o *fitness* de agentes com estratégia altruísta fraco.

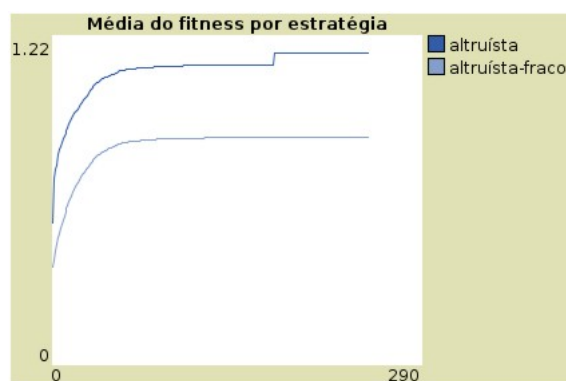


Figura 43: P1-alt-walt - Valores de adaptação (*fitness*) no tempo de cada estratégia em 250 ciclos

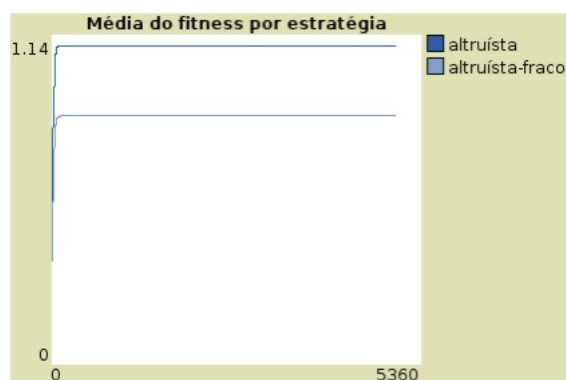


Figura 44: P1-alt-walt - Valores de adaptação (*fitness*) no tempo de cada estratégia em 5000 ciclos

Observando o comportamento das curvas dos gráficos das Figuras 43 e 44, pode-se afirmar que no caso *p1-alt-walt* ambas estratégias evoluíram seu *fitness* durante a simulação. Também é importante relatar que o crescimento do *fitness* de cada um dos

tipos de estratégia estabiliza com o tempo atingindo um patamar. Além disso, as curvas mostram os agentes com estratégia altruísta apresentam melhor desempenho do *fitness* do que agentes com estratégia altruísta fraco. Em todas as simulações, o comportamento do *fitness* permanece organizado de modo que o *fitness* do altruísta é maior que o altruísta fraco.

#### 4.4.3 Análise e comparações após 30 simulações em *P1-alt-walt*

A Figura 45 mostra a quantidade de trocas inicial e final, onde os gráficos **Nenhuma troca**, **Uma troca** e **Duas trocas** apresentam a quantidade de trocas sem sucesso, quantidade de uma troca bem sucedida e da quantidade de duas trocas bem sucedidas respectivamente, separados por estratégia. O último gráfico **quantidade de trocas global** apresenta os valores iniciais e finais da população total referentes a quantidade de trocas. Em todos os gráficos apresentados, a barra em azul representa o valor inicial e a barra em vermelho representa o valor final, após 5000 ciclos.

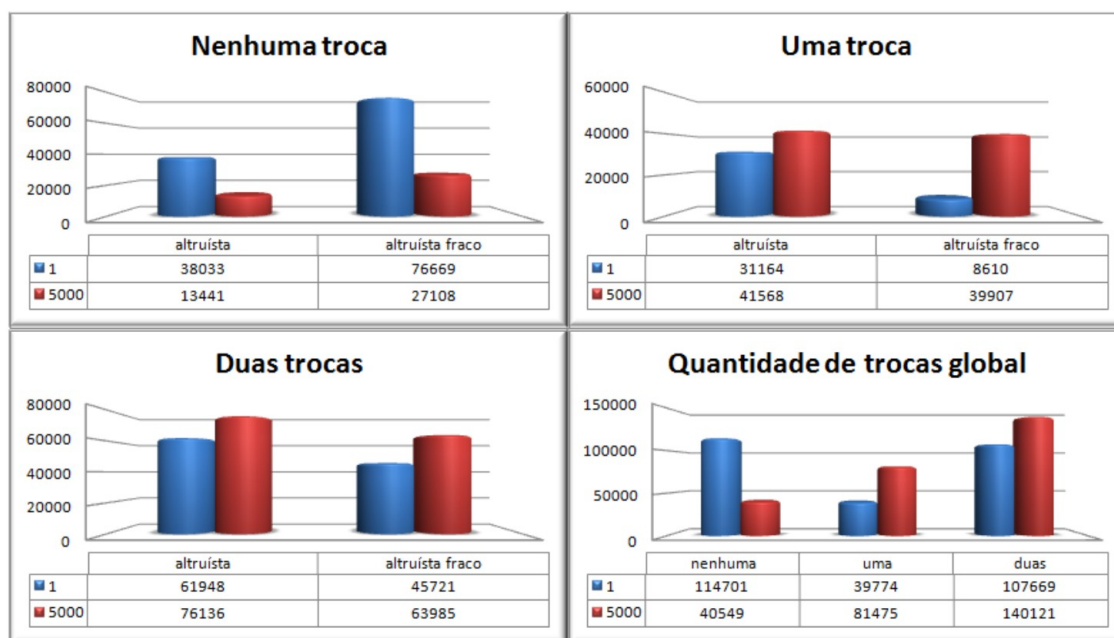


Figura 45: *P1-alt-walt* - Evolução das trocas por estratégia analisando o primeiro e o último ciclo.

Em **Nenhuma troca** pode ser notado que no início das simulações a quantidade de trocas sem sucesso é grande para qualquer uma das estratégias utilizadas pelos agentes. Com o tempo os agentes evoluem, seja qual for sua estratégia, e o número de trocas sem sucesso cai. O gráfico **Uma troca** mostra que no início das simulações o número de uma troca deste caso é o maior absolutamente no início. No final os agentes, seja qual for sua estratégia, aumentam o número de uma troca. Inportante observar o gráfico **Duas trocas**, pois mostra que neste caso, *P2-alt-walt*, os resultados do número de duas trocas são os maiores absolutamente. As Tabelas 15 e 16 mostram percentualmente as trocas iniciais e finais por estratégia.

A Figura 46 representa o *fitness* inicial e final de agentes separados por tipo de estratégia adotada. Na primeira linha estão representados os valores do *fitness* de cada uma das estratégias após a primeira rodada de um jogo entre 2000 agentes distribuídos em uma rede *small world network* e na segunda linha o *fitness* final após 5000 interações.

Tabela 15: Trocas no primeiro ciclo (%) P1-alt-walt

|                 | nenhuma | uma     | duas    |
|-----------------|---------|---------|---------|
| altruísta       | 29,0005 | 23,7630 | 47,2364 |
| altruísta fraco | 58,5257 | 6,57245 | 34,9017 |

Tabela 16: Trocas no último ciclo (%) P1-alt-walt

|                 | nenhuma | uma     | duas    |
|-----------------|---------|---------|---------|
| altruísta       | 10,2490 | 31,6964 | 58,0544 |
| altruísta fraco | 20,6930 | 30,4631 | 48,8438 |

Em *altruísta*, agentes com estratégia altruísta fraco na primeira rodada com sua vizinhança tem média do *fitness* 0,5059. Após 5000 ciclos estes agentes melhoram sua estratégia de jogo e tal *fitness* evolui para 0,9792. Agentes com estratégia altruísta fraco, *altruísta fraco* no gráfico, possuem a média inicial do *fitness* 0.3206. Após 5000 ciclos chegam a um *fitness* de 0,8086. Finalmente, analisando os resultados médios globais do *fitness* inicial 0,4132 e final 0,8939 em *global*. Portanto, a sociedade de agentes organizados em uma *small world network* se adapta com o tempo e neste caso chega a um valor de adaptação maior do que os apresentados nos outros casos.

## 4.5 Caso P1-ego-wego

Neste caso estão presentes agentes de duas estratégias, a saber: egoísta e egoísta fraco.

### 4.5.1 Evolução no tempo da quantidade de trocas

Nas Figuras 47 e 48 são apresentadas as contagens das zero (indicada em vermelho), uma (verde) e duas (azul) interações nos estágios inicial (250 ciclos) e final (5000 ciclos), respectivamente.

Entre todos os casos analisados, este é o caso no qual os agentes apresentam os piores resultados iniciais e finais em relação as trocas. Esta afirmação pode ser notada com a análise do comportamento das curvas no tempo. No estado inicial a quantidade de interações sem sucesso é máxima, e as curvas verde e azul, uma e duas trocas respectivamente, iniciam em zero, ou seja, nenhum dos 1200 agentes realizam uma interação bem sucedida com outro agente.

Mesmo nesta condição adversa, nota-se que com o tempo os agentes das duas



Figura 46: P1-alt-walt - Evolução da adaptação analisando o primeiro e o último ciclo.



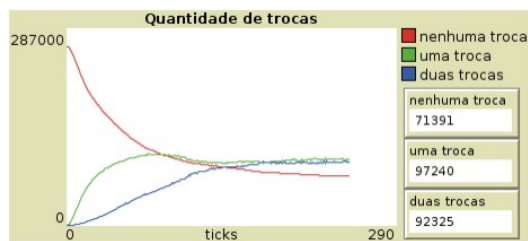


Figura 47: P1-ego-wego - Quantidade de trocas em 250 ciclos

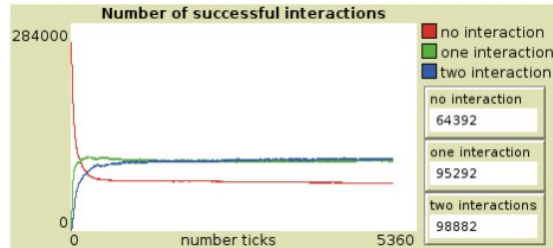


Figura 48: P1-ego-wego - Quantidade de trocas em 5000 ciclos

estratégias, egoísta e egoísta fraco, evoluem de forma que passam a realizar interações com uma ou duas trocas bem sucedidas.



Figura 49: P1-ego-wego - Quantidade de nenhuma troca por estratégia



Figura 50: P1-ego-wego - Quantidade de uma troca por estratégia



Figura 51: P1-ego-wego - Quantidade de duas trocas por estratégia

As Figuras 49, 50 e 51 mostram o comportamento dos agentes por estratégia, onde, a curva vermelha representa o comportamento dos agentes com estratégia egoísta e a curva em rosa o comportamento de agentes com estratégia egoísta fraco.

Analisando a Figura 49, pode-se observar que agentes das duas estratégias diminuem consideravelmente o número de interações sem sucesso. Também observa-se que a estratégia egoísta fraco tem melhor desempenho que a estratégia egoísta. Nas Figuras 50 e 51, nota-se que agentes das duas estratégias com o tempo aumentam a quantidade de interações bem sucedidas, mostrando pouca diferença entre os comportamentos das duas estratégias.

As Figuras 52 e 53, mostram o comportamento dos parâmetros das estratégias egoísta e egoísta fraco respectivamente. Desta forma é possível explicar os comportamentos dos agentes nas interações. Inicialmente agentes das duas estratégias realizam investimentos baixos e são exigentes em relação ao valor de satisfação mínima. Esta inflexibilidade das estratégias de jogo explica porque inicialmente não ocorre nenhuma troca bem sucedida



Figura 52: P1-ego-wego - Comportamento da estratégia egoísta



Figura 53: P1-ego-wego - Comportamento da estratégia egoísta

para nenhuma dos 1200 agentes.

Com o tempo estes agentes aprendem que para realizar trocas com sucesso é necessário flexibilizar os parâmetros da estratégia de jogo, basta observar que com o tempo a curva vermelha,  $s^{min}$ , apresenta um decrescimento. Desta forma, conforme ocorre a evolução da estratégia dos agentes egoístas e egoístas fracos, o número de uma e duas trocas bem sucedidas aumenta. Nota-se que as ofertas são as mais baixas entre todos os casos até aqui apresentados.

#### 4.5.2 Evolução no tempo do *fitness*

As Figuras 54 e 55 representam o comportamento do *fitness* de cada tipo de agente durante o tempo, nos estágios inicial (250 ciclos) e final (5000 ciclos) das simulações, respectivamente. A curva em vermelho representa o *fitness* de agentes com estratégia egoísta e a curva rosa o *fitness* de agentes com estratégia egoísta fraco.



Figura 54: P1-ego-wego - *Fitness* no tempo de cada estratégia em 250 ciclos

Analisando o comportamento das curvas dos gráficos das Figuras 54 e 55, nota-se que o *fitness* permanece organizado de modo que o *fitness* do egoísta fraco é maior que o egoísta. Além disso, pode-se afirmar que no caso *p1-ego-wego* ambas estratégias evoluíram proporcionando um valor de *fitness* melhor durante a simulação.

#### 4.5.3 Análise e comparações após 30 simulações em *P1-ego-wego*

A Figura 56 mostra quatro gráficos, nos quais a barra em azul representa o valor inicial e a barra em vermelho representa o valor final do número de trocas final das simulações. Nos gráficos **Nenhuma troca**, **Uma troca** e **Duas trocas** são referentes a quantidade de trocas sem sucesso, quantidade de uma troca bem sucedida e da quantidade de duas trocas



Figura 55: P1-ego-wego - *Fitness* no tempo de cada estratégia em 5000 ciclos

bem sucedidas respectivamente, por estratégia. O gráfico **quantidade de trocas global** representa os valores referentes a quantidade de trocas da sociedade de agentes, onde **nenhuma**, **uma** e **duas** representam os valores iniciais e finais da quantidade de trocas sem sucesso, uma troca bem sucedida e duas trocas bem sucedidas respectivamente.

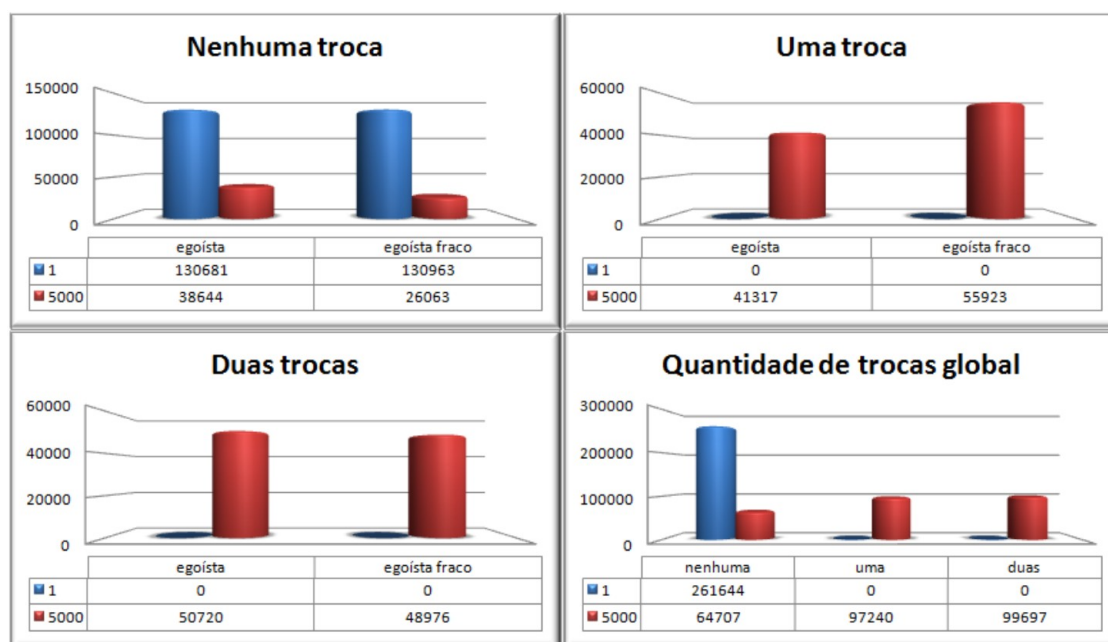


Figura 56: P1-ego-wego - Evolução das trocas por estratégia analisando o primeiro e o último ciclo.

Fazendo uma análise direta dos quatro gráficos, **Nenhuma troca**, **Uma troca**, **Duas trocas** e **Quantidade de trocas global** da Figura 56, observa-se que no início das simulações os agentes não conseguem realizar interações com sucesso, ou seja, 100 % de interações sem sucesso para qualquer um dos agentes das estratégias.

Nas Tabelas 17 e 18 estão representadas percentualmente as trocas iniciais e finais por estratégia.

Com o tempo, a evolução das estratégias contribui diretamente para um crescimento no número de trocas com sucesso e também para a queda no número de trocas sem sucesso. Entre todos os casos estudados, este caso (P1-ego-wego) apresenta os menores resultados absolutos em relação ao número de trocas.

Tabela 17: Trocas no primeiro ciclo (%) P1-ego-wego

|               | nenhuma | uma | duas |
|---------------|---------|-----|------|
| egoísta       | 100     | 0   | 0    |
| egoísta fraco | 100     | 0   | 0    |

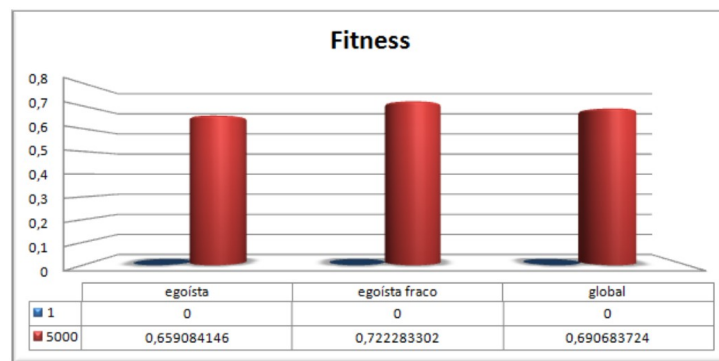
Tabela 18: Trocas no último ciclo (%) P1-ego-wego

|               | nenhuma | uma     | duas    |
|---------------|---------|---------|---------|
| egoísta       | 29,5711 | 31,6165 | 38,8123 |
| egoísta fraco | 19,9012 | 42,7016 | 37,3970 |

A Figura 57 apresenta o resultado do *fitness* inicial e final de agentes separados por tipo de estratégia. Como observado nos parágrafos anteriores, inicialmente não ocorre nenhuma troca entre os agentes, então obviamente o *fitness* dos agentes das duas estratégias são nulos.

Nota-se que todos os 1200 agentes tem *fitness* nulo, e conseqüentemente o valor de *fitness* global alcançado na sociedade de agentes é nulo. Após 5000 ciclos estes agentes evoluem suas estratégias de troca ao ponto que o *fitness* das duas estratégias cresce, egoísta para 0,6590 e egoísta fraco para 0,7222. Finalmente, analisando os resultados médios globais do *fitness*, em *global*, inicialmente era nulo, chega a 0,6906 no final.

A Tabela 19 ilustra a média, variância e desvio padrão do *fitness*.

Figura 57: P1-ego-wego - *Fitness* no primeiro e o último ciclo.

Portanto, a sociedade de agentes egoístas e egoístas fracos se adapta com o tempo, mostrando que os agentes aprendem, melhoram e contribuem para resultado social. Este caso, P1-ego-wego, apresenta os resultados mais baixos em relação ao número de trocas bem sucedidas e também do *fitness*. No entanto, nota-se que é o caso onde os agentes apresentam o melhor desempenho das estratégias, pois conseguem partir de uma situação adversa, sem nenhuma recompensa e evoluir a estratégia de jogo ao ponto que conseguem realizar mais trocas com sucesso do que sem.

## 4.6 Processos do Algoritmo

### Cenário 1

- t=0
  - Computar estratégia de troca de cada agente e o primeiro *fitness*.

Tabela 19: Média, variância e desvio padrão do *fitness* por estratégia - P1-ego-wego

|               | média       | variância   | desvio padrão |
|---------------|-------------|-------------|---------------|
| egoísta       | 0,659084146 | 0,000812859 | 0,028510677   |
| egoísta fraco | 0,722283302 | 0,000177918 | 0,01333858    |

- t=1 até t[stop]
  - Escolher elemento dos vetores de ajuste
  - Ajustar os parâmetros da estratégia
  - Jogar com todos os seus vizinhos e somar os *payoffs*
  - Computar *fitness* de acordo com o tipo de estratégia
  - Atualizar o vetor de ajuste de acordo com *fitness* anterior e atual
  - Atualizar o status do agente depois de executado todos os passos em todos os agentes.
- t=t[stop] realizar a gravação dos dados e colocar dados em um arquivo de saída.

### Cenário 2

- t=0
  - Computar estratégia de troca de cada agente e o primeiro *fitness*.
- t=1 até t[stop]
- $t = [1, 5000) - \{1250, 2500, 3750\}$ 
  - Escolher elemento dos vetores de ajuste
  - Ajustar os parâmetros da estratégia
  - Jogar com todos os seus vizinhos e somar os *payoffs*
  - Computar *fitness* de acordo com o tipo de estratégia
  - Atualizar o vetor de ajuste de acordo com *fitness* anterior e atual
  - Atualizar o status do agente depois de executado todos os passos em todos os agentes.
- $t = 1250, t = 2500$  e  $t = 3750$ 
  - **Topologia de novas redes**
- t=t[stop] realizar a gravação dos dados e colocar dados em um arquivo de saída.

### Cenário 3

- t=0
  - Computar estratégia de troca de cada agente e o primeiro *fitness*.
- t=1 até t[stop]

- $t = [1, 5000) - \{1250, 2500, 3750\}$ 
  - Escolher elemento dos vetores de ajuste
  - Ajustar os parâmetros da estratégia
  - Jogar com todos os seus vizinhos e somar os *payoffs*
  - Computar *fitness* de acordo com o tipo de estratégia
  - Atualizar o vetor de ajuste de acordo com *fitness* anterior e atual
  - Atualizar o status do agente depois de executado todos os passos em todos os agentes.
- $t = 1250, t = 2500$  e  $t = 3750$ 
  - ***Política de influência***
- $t=t[\text{stop}]$  realizar a gravação dos dados e colocar dados em um arquivo de saída.

## 5 CONCLUSÃO

Sistemas Multiagentes (SMA) (WEISS, 1999; WOOLDRIDGE, 2001) são considerados sistemas computacionais centrados na resolução de problemas complexos, e sua investigação está focada no desenvolvimento de princípios e modelos computacionais para construir, descrever, implementar e analisar as formas de interação e coordenação de agentes em sociedades de menor ou maior dimensão.

Na Teoria das Trocas Sociais de Piaget (PIAGET, 1995) as interações são processos de trocas de serviços entre pares de agentes seguidos da avaliação dos mesmos por parte dos agentes envolvidos. A análise das iterações sociais de múltiplos agentes em SMA tem sido importante para tratar problemas na área de trocas sociais. Com base nesta teoria, diversos trabalhos foram desenvolvidos para tratar o problema da autorregulação (COSTA; DIMURO, 2007; DIMURO; COSTA; PALAZZO, 2005; PEREIRA, 2008; PEREIRA et al., 2008a; COSTA; DIMURO, 2009; RODRIGUES, 2007b; RODRIGUES; LUCK, 2009b; GRIMALDO; LOZANO; BARBER, 2008b, 2007d,e). Observou-se, que nestes trabalhos foram utilizados sistemas abertos e fechados, com e sem centralização, mas sempre de responsabilidade de algum agente envolvido na troca, mantendo o problema da autorregulação em aberto.

Como trabalho introdutório ao desenvolvimento do JAPTS, primeiramente foram desenvolvidos trabalhos (MACEDO et al., 2012b,a) e (MACEDO et al., 2012), nos quais o mecanismo de regulação foi internalizado nos agentes, assim, distribuindo o processo de decisão. Nas primeiras definições para o JAPTS, são apresentadas uma abordagem evolutiva e espacial do Jogo do Ultimato interpretado como jogo de processo de trocas sociais, onde os agentes em uma *Small World Network*, evoluem suas estratégias de troca considerando diferentes preferências sociais. Os resultados destes trabalhos, mostram que os agentes melhoraram as interações bem sucedidas e diminuíram as interações sem sucesso. Ainda nestes trabalhos, também foram analisados um segundo tipo de cenário, considerando uma influência política, quando a média dos valores de oferta e de reserva de todos os agentes que adotam a forma mesma preferência social torna-se pública em uma etapa única simulação.

Esta dissertação de mestrado propõe um modelo de Jogo de Autorregulação de Processos de Trocas Sociais (JAPTS), em uma versão evolutiva e espacial, com agentes organizados em uma *Small World Network* que maximizam sua adaptação através da função de *fitness*, e conseqüentemente evoluem suas diferentes estratégias de troca social. Como os agentes do JAPTS não têm informações sobre as estratégias de outros agentes, caracteriza-se um jogo de informação incompleta.

Foram analisados 5 diferentes casos de composição da sociedade. Para alguns casos, analisou-se um segundo tipo de cenário, onde a topologia de rede foi modificada, representando algum tipo de mobilidade, analisando se os resultados eram dependentes

da vizinhança. Além disso, um terceiro cenário foi estudado, no qual foi determinada uma política de influência, quando as médias dos parâmetros que definem as estratégias adotadas pelos agentes tornam-se públicas em alguns momentos da simulação, e os agentes que de mesma estratégia de troca, imitam esses valores.

Analisou-se que o cenário de influência política promoveu os maiores valores absolutos de *fitness* dos agentes, observando que, o comportamento padrão de tipo de estratégia manteve-se independente da propagação da estratégia. Comparando os resultados globais finais de cada um dos casos em relação as trocas, nota-se que o caso no qual os agentes realizaram maior quantidade de trocas bem sucedidas e também obtiveram os maiores valores de *fitness* foi o caso P1-alt-walt.

O caso P1-alt-walt apresentou os melhores resultados finais de trocas bem sucedidas e *fitness*. É um resultado significativo, uma vez que o comportamento deste caso é o mais próximo de trocas equilibradas. Por outro lado, o caso P1-ego-wego apresentou os piores resultados finais de trocas e *fitness*. No entanto, é importante observar que este é um caso em que os agentes inicialmente apresentam maior rigidez no momento das trocas e conseqüentemente pode-se notar que no início das interações não ocorre nenhuma troca bem sucedida entre nenhum dos 1200 agentes deste caso. Embora não tenha apresentado os melhores resultados finais, este caso apresentou os melhores resultados de evolução, pois agentes modificam suas estratégias de forma a poder realizar trocas com outros agentes. A evolução do *fitness* de cada agente do ambiente contribuiu para o crescimento da quantidades de interações bem sucedidas.

Fazendo uma análise geral dos casos, pode-se concluir que em todos os casos os agentes evoluíram e contribuíram para a evolução da sociedade de agentes. Também observou-se que, quando as propostas são mais justas, mais equilibradas, maior é a quantidade de interações bem sucedidas. Os resultados obtidos, são consequência da autorregulação do processo de trocas resultante da evolução do *fitness* de cada agente que, conforme foi mostrado, permitiu a melhora das quantidades de interações bem sucedidas.

Portanto, esta dissertação desenvolveu um modelo de jogo, JAPTS, no qual agentes buscam maximizar sua função de *fitness*, atuam como autorregulares dos processos de trocas possibilitadas pelo jogo, contribuindo diretamente para evolução do sistema de autorregulação de trocas sociais, pois a quantidade de trocas bem sucedidas independente da composição da sociedade e dos diferentes cenários, contribuem para o crescimento do número de interações bem sucedidas da sociedade.

Como trabalhos futuros, pretende-se desenvolver um modelo Híbrido Genético Fuzzy mais flexível para o tratamento de relações nebulosas. Nos próximos passos, será realizada uma série de simulações e análises das mesmas para a formalização de um novo modelo, mais inteligente, e espera-se, ainda mais próximo de situações reais.



## REFERÊNCIAS

AMARAL, W. M. do. **Teoria de Jogos Nebulosos na Resolução de Problemas de Decisão e Conflito de Interesses**. 2007. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) — Universidade Estadual de Campinas - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Campinas/SP.

BASAR, T.; OLSDER, G. J. **Dynamic non-cooperative game theory**. [S.l.]: Academic press, 1982.

CAMERER, C. F.; HO, T.-H.; CHONG, J. K. Behavioral game theory: Thinking, learning and teaching. **Journal of Risk and Uncertainty**, [S.l.], v.19, p.7–42, 2001.

COSTA, A. C. R. The piagetian theory of social exchanges and its application to learning environments. **Informática na educação: Teoria e prática**, [S.l.], v.6, n.2, p.77–90, 2003.

COSTA, A. C. R.; DIMURO, G. P. A Basis for an Exchange Value-Based Operational Notion of Morality for Multiagent Systems. In: PROGRESS IN ARTIFICIAL INTELLIGENCE, 13TH PORTUGUESE CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE, EPIA 2007, WORKSHOPS: GAIW, AIASTS, ALEA, AMITA, BAOSW, BI, CMBSB, IROBOT, MASTA, STCS, AND TEMA, GUIMARÃES, PORTUGAL, DECEMBER 3-7, 2007, PROCEEDINGS, 2007. **Anais...** Springer, 2007. p.580–592. (Lecture Notes in Computer Science, v.4874).

COSTA, A. C. R.; DIMURO, G. P. Introducing social groups and group exchanges in the PopOrg model. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS (AAMAS 2009), BUDAPEST, HUNGARY, MAY 10-15, 2009, VOLUME 2, 8., 2009. **Anais...** IFAAMAS, 2009. p.1297–1298.

DIMURO, G.; COSTA, A. C. R. Regulation of Social Exchanges in Open MAS: the problem of reciprocal conversions between POMDPs and HMMs. In: WORKSHOP ON ADAPTIVE AND LEARNING AGENTS, THE 11TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS, 2012, Valencia. **Proceedings...** IFAMAS, 2012. p.1–8.

DIMURO, G. P.; COSTA, A. C. R. Interval-Based Markov Decision Processes for Regulating Interactions Between Two Agents in Multi-agent Systems. In: DONGARRA, J.; MADSEN, K.; WASNIEWSKI, J. (Ed.). **Applied Parallel Computing, State of the Art in Scientific Computing (7th PARA'04)**. Lyngby, Denmark: Springer-Verlag (New York), 2006. p.102–111. (Lecture Notes in Computer Science (LNCS), v.3732).

DIMURO, G. P.; COSTA, A. C. 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**. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2007. p.338–355.

DIMURO, G. P.; COSTA, A. C. R.; 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.; COSTA, A. C. R.; GONÇALVES, L. V.; PEREIRA, D. R. Recognizing and learning models of social exchange strategies for the regulation of social interactions in open agent societies. **Journal of the Brazilian Computer Society**, Berlin, v.17, n.3, p.143–161, 2011.

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

DIMURO, G. P.; ROCHA COSTA, A. C. da. Exchange Values and Self-regulation of Exchanges in Multi-agent Systems: The Provisory, Centralized Model. In: ENGINEERING SELF-ORGANISING SYSTEMS, 2005. **Anais...** Springer, 2005. p.75–89. (Lecture Notes in Computer Science, v.3910).

EMERSON, R. Social Exchange Theory. In: INKELES, A.; COLEMEN, J.; SMELSER, N. (Ed.). **Sociology**. Palo Alto: Annual Reviews, 1976. v.2, p.335–362.

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

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

FRANCO, M. H. I.; COSTA, A. C. R.; COELHO, H. Multi-Agents Interactions. In: BRAZILIAN WORKSHOP ON SOCIAL SIMULATION, BWSS 2008, SALVADOR, 2008, Porto Alegre. **Proceedings...** SBC, 2008. (to appear in “IEEE BWSS 2008/BWSS 2010 Post-Proceedings, Revised Selected Papers”).

FRANCO, M. H. I.; COSTA, A. C. R.; COELHO, H. Exchange Values and Social Power Supporting the Choice of Partners. **Pueblos y Fronteras Digital**, [S.l.], v.6, n.9, 2010. (available at <http://www.pueblosyfronteras.unam.mx/>).

FRANKLIN, S.; GRAESSER, A. Is it an Agent, or Just a Program?: A Taxonomy for Autonomous Agents. In: WORKSHOP ON INTELLIGENT AGENTS III, AGENT THEORIES, ARCHITECTURES, AND LANGUAGES, 1997, London, UK, UK. **Proceedings...** Springer-Verlag, 1997. p.21–35. (ECAI '96).

GILBERT, G. N. **Agent-based models**. Los Angeles, CA: Sage, 2008. (Quantitative applications in the social sciences).

GILBERT, N.; TROITZSCH, K. G. **Simulation for the Social Scientist**. [S.l.]: Open University Press, 2005.

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

GONÇALVES, L. V. **Uma arquitetura de Agentes BDI para auto-regulação de Trocas Sociais em Sistemas Multiagentes Abertos**. 2009. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) — PPGCC da UCPel, Pelotas/RS.

GRIMALDO, F.; LOZANO, M.; BARBER, F. A multiagent framework to animate socially intelligent agents. In: **Innovations in Hybrid Intelligent Systems**. Berlin: Springer, 2007. p.17–24. (Advances in Intelligent and Soft Computing, v.44).

GRIMALDO, F.; LOZANO, M.; BARBER, F. Coordination and sociability for intelligent virtual agents. In: SICHMAN, J.; NORIEGA, P.; PADGET, J.; OSSOWSKI, S. (Ed.). **Coordination, Organizations, Institutions, and Norms in Agent Systems III**. Berlin: Springer, 2007. p.58–70. (LNAI, v.4870).

GRIMALDO, F.; LOZANO, M.; BARBER, F. Social Animation in Complex Environments. In: **Intelligent Virtual Agents**. Berlin: Springer, 2007. p.379–380. (LNAI, v.4722).

GRIMALDO, F.; LOZANO, M.; BARBER, F. Social Animation in Complex Environments. In: INTELLIGENT VIRTUAL AGENTS, 7TH INTERNATIONAL CONFERENCE, IVA 2007, PARIS, FRANCE, SEPTEMBER 17-19, 2007, PROCEEDINGS, 2007. **Anais...** Springer, 2007. p.379–380. (Lecture Notes in Computer Science, v.4722).

GRIMALDO, F.; LOZANO, M.; BARBER, F. Coordination and Sociability for Intelligent Virtual Agents. In: COIN, 2007. **Anais...** Springer, 2007. p.58–70. (Lecture Notes in Computer Science, v.4870).

GRIMALDO, F.; LOZANO, M.; BARBER, F. MADeM: a multi-modal decision making for social MAS. In: INTL. JOINT CONF. ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS, ESTORIL, 7., 2008, Richland. **Proceedings...** IFAAMAS, 2008. p.183–190.

GRIMALDO, F.; LOZANO, M.; BARBER, F. MADeM: a multi-modal decision making for social MAS. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS (AAMAS 2008), ESTORIL, PORTUGAL, MAY 12-16, 2008, VOLUME 1, 7., 2008. **Anais...** IFAAMAS, 2008. p.183–190.

GRIMALDO, F.; LOZANO, M.; BARBER, F.; VIGUERAS, G. Simulating socially intelligent agents in Semantic Virtual Environments. **The Knowledge Engineering Review**, [S.l.], v.23, n.4, p.369–388, 2008.

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.

KAEHLING, L. P.; LITTMAN, M. L.; CASSANDRA, A. R. Planning and Acting in Partially Observable Stochastic Domains. **Artificial Intelligence**, Amsterdam, v.101, n.1-2, p.99–134, 1998.

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.

LAGUNA, M.; MOSCATO, P. Capítulo 3: Algoritmos Genéticos. In: DIAZ, B. A. (Ed.). **Las Nuevas Técnicas Heurísticas y las Redes Neuronales**. Madrid: Ed. Paraninfo, 1996. p.67–103.

MACDONALD, I. L.; ZUCCHINI, W. **Hidden Markov and Other Models for Discrete-valued Series**. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC, 1997.

MACEDO, L. F. K.; DIMURO, G. P.; AGUIAR, M. S.; COSTA, A. C. R.; COELHO, H.; MATTOS, V. L. D. Analyzing the Evolution of Social Exchange Strategies in Social Preference-based MAS through an Evolutionary Spatial Approach of the Ultimatum Game. In: BRAZILIAN WORKSHOP ON SOCIAL SIMULATION, BWSS 2012, CURITIBA, 2012, Curitiba,. **Proceedings...** SBC, 2012.

MACEDO, L. F. K.; DIMURO, G. P.; AGUIAR, M. S.; COSTA, A. C. R.; COELHO, H.; MATTOS, V. L. D. Analyzing the Evolution of Social Exchange Strategies in Social Preference-based MAS through an Evolutionary Spatial Approach of the Ultimatum Game. In: BRAZILIAN WORKSHOP ON SOCIAL SIMULATION, ADVANCES IN SOCIAL SIMULATION II, 2012., 2012, Los Alamitos,. **Anais...** IEEE, 2012.

MACEDO, L. F. K.; RIBEIRO, M.; BRIÃO, S. L.; AGUIAR, M. S.; DIMURO, G. P.; FONSECA, C. N. Simulação Multiagente de uma Abordagem Evolutiva e Espacial para o Jogo do Ultimato. In: WORKSHOP-ESCOLA DE SISTEMAS DE AGENTES, SEUS AMBIENTES E APLICAÇÕES, 2012, FLORIANÓPOLIS., 2012, Florianópolis. **Proceedings...** UFSC, 2012. p.1–12.

NAIR, R.; TAMBE, M. Hybrid BDI-POMDP Framework for Multiagent Teaming. **Journal of Artificial Intelligence Research**, Menlo Park, v.23, p.367–420, 2005.

NAIR, R.; TAMBE, M. Coordinating Teams in Uncertain Environments: A Hybrid BDI-POMDP Approach. In: BORDINI, R.; DASTANI, M.; DIX, J.; SEGHROUCHNI, A. (Ed.). **Programming Multi-Agent Systems**. Berlin: Springer, 2005. p.1–37. (LNCS, v.3346).

NASH, J. F. Equilibrium points in  $n$ -person games. **Proc. of the National Academy of Sciences**, [S.l.], v.36, p.48–49, 1950.

NEUMANN, J. von; MORGENSTERN, O. **Theory of games and economic behavior**. Princeton: Princeton University Press, 1944.

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.

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

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

PEREIRA, D. R.; GONCALVES, L. V.; DIMURO, G. P.; COSTA, A. C. An Analysis of Two Regulation Mechanisms for Personality-Based Social Exchange Processes. **Social Simulation, Brazilian Workshop on**, Los Alamitos, CA, USA, v.0, p.96–102, 2010.

PEREIRA, D. R.; GONÇALVES, L. V.; DIMURO, G. P.; COSTA, A. C. R. 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, SAVADOR, BRAZIL, OCTOBER 26-30, 2008. PROCEEDINGS, 2008. Anais...** Springer, 2008. p.113–123. (Lecture Notes in Computer Science, v.5249).

PEREIRA, D. R.; GONÇALVES, L. V.; DIMURO, G. P.; COSTA, A. C. R. 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, SAVADOR, BRAZIL, OCTOBER 26-30, 2008. PROCEEDINGS, 2008. Anais...** Springer, 2008. p.113–123. (Lecture Notes in Computer Science, v.5249).

PIAGET, J. **Sociological Studies**. London: Routledge, 1995.

RABIN, M. Incorporating fairness into game theory and economics. **The American Economic Review**, [S.l.], v.86, n.5, p.1281–1302, 1993.

RAO, A. S.; GEORGEFF, M. P. Modeling Rational Agents within a BDI-Architecture. In: **INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRINCIPLES OF KNOWLEDGE REPRESENTATION AND REASONING (KR'91), 2., 1991. Proceedings...** Morgan Kaufmann publishers Inc.: San Mateo: CA: USA, 1991. p.473–484.

RAO, A. S.; GEORGEFF, M. P. Modeling Agents Within a BDI-Architecture. In: **INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRINCIPLES OF KNOWLEDGE REPRESENTATION AND REASONING (KR'91), 2., 1991, Cambridge, MA, USA. Proceedings...** Morgan Kaufmann publishers Inc.: San Mateo: CA: USA, 1991. p.473–484.

RAO, A. S.; GEORGEFF, M. P. An Abstract Architecture for Rational Agents. In: **INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRINCIPLES OF KNOWLEDGE REPRESENTATION AND REASONING (KR'92), CAMBRIDGE, MA, OCTOBER 25–29, 1992, 3., 1992. Proceedings...** Morgan Kaufmann, 1992. p.439–449.

RESCHKE, C. H. Evolutionary Perspectives on Simulations of Social Systems. **J. Artificial Societies and Social Simulation**, [S.l.], v.4, n.4, 2001.

RODRIGUES, M. R. **Um Sistema de Valores de Troca para Suporte às Interações em Sociedades Artificiais**. 2003. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) — PPGC da UFRGS, Porto Alegre/RS.

RODRIGUES, M. R. **Social techniques for effective interactions in open cooperative systems**. 2007. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — University of Southampton, Southampton.

RODRIGUES, M. R. **Social techniques for effective interactions in open cooperative systems**. 2007. PeerReviewed — .

RODRIGUES, M. R.; COSTA, A. C. R. Using Qualitative Exchange Values to Improve the Modelling of Social Interactions. In: IV WORKSHOP ON AGENT BASED SIMULATIONS, MABS'03, MELBOURNE, 2003, 2004, Berlin. **Proceedings...** Springer, 2004. n.2927, p.57–72. (LNAI).

RODRIGUES, M. R.; COSTA, A. C. R.; BORDINI, R. A System of Exchange Values to Support Social Interactions in Artificial Societies. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENTS SYSTEMS, AAMAS'03, 2., 2003, Melbourne. **Proceedings...** ACM Press, 2003. p.81–88.

RODRIGUES, M. R.; LUCK, M. Evaluating Dynamic Services in Bioinformatics. In: **Proc. 10th Intl. Workshop on Cooperative Information Agents, 2006, Edinburgo**. Berlin: Springer, 2006. p.183–197. (LNAI, v.4149).

RODRIGUES, M. R.; LUCK, M. Analysing Partner Selection through Exchange Values. In: ANTUNES, L.; SICHMAN, J. (Ed.). **Proceedings of the VI Workshop on Agent Based Simulations, MABS'05, Utrecht, 2005**. Berlin: Springer, 2006. p.24–40. (LNAI, v.3891).

RODRIGUES, M. R.; LUCK, M. Cooperative Interactions: an Exchange Values Model. In: NORIEGA, P.; VÁZQUEZ-SALCEDA, J.; BOELLA, G.; BOISSIER, O.; DIGNUM, V.; FORMARA, N.; MATSON, E. (Ed.). **Coordination, Organizations, Institutions and Norms in Agent Systems II**. Berlin: Springer, 2007. p.356–371. (LNAI, v.4386).

RODRIGUES, M. R.; LUCK, M. Effective Multiagent Interactions for Open Cooperative Systems Rich in Services. In: INTL. JOINT CONF. ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS, BUDAPEST, 8., 2009, Richland. **Proceedings...** IFAAMAS, 2009. p.1273–1274.

RODRIGUES, M. R.; LUCK, M. Effective multiagent interactions for open cooperative systems rich in services. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS (AAMAS 2009), BUDAPEST, HUNGARY, MAY 10-15, 2009, VOLUME 2, 8., 2009. **Anais...** IFAAMAS, 2009. p.1273–1274.

SCHUT, M. C.; WOOLDRIDGE, M.; PARSONS, S. On Partially Observable MDPs and BDI Models. In: D'INVERNO, M.; LUCK, M.; FISHER, M.; PREIST, C. (Ed.). **Foundations and Applications of Multi-Agent Systems, Selected Papers of UKMAS Workshop 1996-2000**. Berlin: Springer, 2002. p.243–260. (LNCS, v.2403).

SIMARI, G. I.; PARSONS, S. On the relationship between MDPs and the BDI architecture. In: INTL. JOINT CONF. ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS, HAKODATE, 5., 2006. **Proceedings...** ACM, 2006. p.1041–1048.

THIELE, J. C.; GRIMM, V. Software, Data and Modelling News: NetLogo meets R: Linking agent-based models with a toolbox for their analysis. **Environ. Model. Softw.**, Amsterdam, The Netherlands, The Netherlands, v.25, n.8, p.972–974, Aug. 2010.

TRIGO, P.; COELHO, H. Decision making with hybrid models: the case of collective and individual motivations. **International Journal of Reasoning-based Intelligent Systems**, [S.l.], v.2, n.1, p.60 – 72, 2010.

WATTS, D. J.; STROGATZ, S. H. Collective dynamics of small-world networks. **Nature**, [S.l.], v.393, n.6684, p.440–442, June 1998.

WEISS, G. (Ed.). **Multiagent Systems: A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence**. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1999.

WOOLDRIDGE, M. **Reasoning about Rational Agents**. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 2000. (Intelligent Robots and Autonomous Agents).

WOOLDRIDGE, M. J. **Multi-agent systems : an introduction**. Chichester: Wiley, 2001. GBA1-Z6596 Michael Woolridge.

WOOLDRIDGE, M.; JENNINGS, N. R. Intelligent Agents: Theory and Practice. **Knowledge Engineering Review**, [S.l.], v.10, p.115–152, 1995.

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.l.], v.13, p.2, 2010.

**Uma abordagem evolucionária e espacial para o Jogo da  
Autorregulação de Processos de Trocas Sociais em Sistemas  
Multiagentes – Luís Felipe Kiesow de Macedo**



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE**  
Centro de Ciências Computacionais - C3  
Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional



Dissertação

**Uma abordagem evolucionária e espacial para o Jogo da  
Autorregulação de Processos de Trocas Sociais em Sistemas  
Multiagentes**

**LUÍS FELIPE KIESOW DE MACEDO**

Rio Grande, 2013