

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE

ELANE CRISTINA DA ROCHA CARDOSO SARAIVA

**UMA ABORDAGEM PARA AUXILIAR AGENTES DE
SOFTWARE A ESCOLHEREM SEUS PARCEIROS**

Niterói

2014

ELANE CRISTINA DA ROCHA CARDOSO SARAIVA

**UMA ABORDAGEM PARA AUXILIAR AGENTES DE
SOFTWARE A ESCOLHEREM SEUS PARCEIROS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre. Área de Concentração: Engenharia de Software.

Orientadora: Prof^ª. Dr^ª. VIVIANE TORRES DA SILVA

Niterói

2014

ELANE CRISTINA DA ROCHA CARDOSO SARAIVA

UMA ABORDAGEM PARA AUXILIAR AGENTES DE SOFTWARE A ESCOLHEREM
SEUS PARCEIROS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre. Área de Concentração: Engenharia de Software.

Aprovada em março de 2014.

BANCA EXAMINADORA

Profa. Dra. Viviane Torres da Silva – Orientador
UFF - Universidade Federal Fluminense

Prof. Dr. Anselmo Antunes Montenegro
UFF - Universidade Federal Fluminense

Prof. Dr. Ricardo Choren Noya
IME - Instituto Militar de Engenharia

Niterói

2014

*Ao meu marido Fábio e meus filhos Carlos
Eduardo e Leonardo, os grandes
amores da minha vida.*

AGRADECIMENTOS

Realizar uma dissertação é um caminho árduo a ser percorrido, principalmente quando acontecem mudanças na vida profissional e na vida pessoal. Nessa trajetória, foi necessário ter muita coragem, fé e principalmente determinação. Mas tenho certeza que esse trabalho não teria sido possível sem o apoio da minha família e de todos aqueles que, ao longo do percurso, facilitaram o meu caminho até aqui. Quero deixar aqui, os meus sinceros agradecimentos a essas pessoas.

Meu eterno agradecimento ao meu marido Fábio por acumular muitas das minhas responsabilidades domésticas nos últimos três anos e por compreender a minha ausência mesmo estando presente. Seu valioso e incansável apoio foi definitivo em todos os momentos deste trabalho.

Não posso deixar de agradecer de forma muito carinhosa aos meus avós maternos, Alair e Ângela, que foram base e sustentação em educação, respeito, integridade e ética. Foram eles quem me deram toda a força de que precisei, conscientizando-me dos problemas do mundo, mas dando-me liberdade de trilhar meus próprios caminhos.

Agradeço a Deus, por ter colocado todas essas pessoas especiais no meu caminho durante toda minha vida; por ter me dado força para concluir este trabalho; por ter me dado à oportunidade de adquirir novos conhecimentos e; sobretudo, contribuir com o avanço na pesquisa científica desse país.

Agradeço aos colegas e servidores do IFPI que estiveram comigo durante o período de estágio em Niterói compartilhando momentos de alegrias e também de muitas angústias, foi um momento muito especial.

Agradeço ao Instituto Federal do Piauí (IFPI) e à Universidade Federal Fluminense (UFF) pela oportunidade deste mestrado interinstitucional.

Agradeço aos professores Anselmo Antunes Montenegro e Ricardo Choren Noya pelas valiosas sugestões e contribuições e por participarem da minha banca.

E por fim, em especial, agradeço à minha orientadora Viviane Torres da Silva pela excelente orientação, por sua extrema paciência e dedicação, pelos comentários e questionamentos valiosos desde o início do curso até a reta final do trabalho. Obrigada por saber lidar com tudo isso com boas doses de carinho. Foi muito bom conviver com você! Obrigada por tudo.

“Uma longa caminhada inicia-se com um simples passo.”

Lao-Tsé

RESUMO

Atualmente, nos Sistemas de Reputação existentes, os futuros parceiros são selecionados baseando-se apenas nos seus valores de reputação que são calculados de acordo com o seu comportamento como provedor de serviço. Estes sistemas incentivam tanto o cálculo e o armazenamento dos valores de reputação dos parceiros quanto à disseminação destes valores entre os agentes. A avaliação feita pelos parceiros sobre o comportamento de um determinado agente pode ser usada por um terceiro para selecioná-lo ou descartá-lo em interações futuras. Sabendo que os agentes em um Sistema Multi-agente necessitam interagir para atingir seus objetivos e os objetivos globais do sistema, um agente deve se preocupar em ter um bom valor de reputação para poder participar de futuras interações. No entanto, um agente que tem a intenção de participar de futuras interações pode testemunhar não só sobre a qualidade dos serviços prestados dos seus parceiros, mas também sobre como os seus parceiros avaliaram o seu comportamento e como tais informações podem ser transmitidas para outros agentes que poderão utilizá-las para selecionar seus parceiros. Nesse contexto, este trabalho propõe três mecanismos capazes de (i) ajudar o agente a identificar tendências de julgamento de um agente ao avaliar o comportamento de seus parceiros; (ii) estimar o futuro valor de reputação que o agente provavelmente receberá após interagir com tal parceiro; e (iii) calcular o real valor de reputação do parceiro levando em consideração sua reputação como provedor de serviço e como avaliador dos seus parceiros. Para avaliar se o agente pode ser selecionado ou não como um futuro parceiro, o agente que utiliza esta abordagem associa a qualidade dos serviços prestados pelo agente com a reputação que receberá se interagir com tal parceiro. A abordagem foi avaliada por meio de um cenário de e-commerce.

Palavras-chave: Sistemas Multi-agentes, Sistemas de Reputação, Reputação, Avaliação, Parceiro, Padrão Comportamental; Provedor de Serviço.

ABSTRACT

Currently, in nowadays reputation systems, future partners are selected based only on their reputation values that are calculated according to their behavior as service provider. These systems encourage not only the calculation and storage of the reputation values of the partners but also the spread of these values among agents. The evaluation made by an agent about the behavior of its partners can be used by a third party to select it or discard it in future interactions. Knowing that agents in a multi-agent system need to interact to achieve their goals and the overall objectives of the system, an agent must have a good reputation value in order to be selected in future interactions. However, an agent who intends to participate in future interactions can witness not only about the quality of services from our partners, but also about how their partners rated their behavior and thus such information can be transmitted to other agents can use them to select their partners. In this context, this paper proposes three mechanisms able to (i) help on the identification of behavioral patterns of a future partner when it evaluates the behavior of its partners, (ii) estimate the future reputation value that the agent will probably receive after interacting with such partner and (iii) to calculate the real value of the partner's reputation considering its reputation as service provider and its reputation as evaluator of their partners. To evaluate if the agent can be chosen or not as a future partner, the agent that uses this approach combines the quality of services provided by the agent with the reputation that it will receive if interacts with such a partner. The approach was evaluated through of an e-commerce scenario.

Keywords: Multi-agent Systems, Reputation Systems, Reputation, Evaluation, Partner, Behavioral Pattern; Service Provider.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Modelo geral de agente	23
Figura 2: Diagrama de uma arquitetura <i>belief-desire-intention</i> genérica.....	25
Figura 3: Padrão de comportamento normal	58
Figura 4: Padrão de comportamento ruído	59
Figura 5: Padrão de comportamento tendência	61
Figura 6: Padrão udança de comportamento	63
Figura 7: Padrão de comportamento aleatório.....	64
Figura 8: Diagrama de classe do mecanismo RAVPAC	73
Figura 9: Diagrama de sequencia do processo estima reputação final	75
Figura 10: Diagrama de atividade do processo identifica o padrão comportamental	77
Figura 11: Diagrama de atividade do processo calcular reputação estimada.....	78
Figura 12: Diagrama de atividade do processo calcular grau de certeza.....	80
Figura 13: Diagrama de classe demonstrando o uso do mecanismo RAVPAC pela classe SolucaoA	81
Figura 14: Diagrama de atividade para o cálculo da reputação provedor de serviço da classe SolucaoA	81
Figura 15: O agente compra o livro do vendedor de maior reputação final.....	90
Figura 16: Reputação provedor de serviço e reputações finais dos vendedores – 1º momento do comprador 02.....	98
Figura 17: Reputação provedor de serviço e reputações finais dos vendedores - 2º momento do comprador 02.....	99
Figura 18: Reputação estimada e reputação recebida - 1º momento do comprador 02.....	101
Figura 19: Reputação estimada e reputação recebida - 2º momento do comprador 02.....	101
Figura 20: Reputação provedor de serviço e reputações finais dos vendedores - 1º momento do comprador 04.....	103
Figura 21: Reputação provedor de serviço e reputações finais dos vendedores - 2º momento do comprador 04.....	104
Figura 22: Reputação estimada e reputação recebida - 1º momento do comprador 04.....	105
Figura 23: Reputação estimada e reputação recebida - 2º momento do comprador 04.....	106
Figura 24: Reputação provedor de serviço e reputações finais dos vendedores -1º momento do comprador 06.....	107

Figura 25: Reputação provedor de serviço e reputações finais dos vendedores – 2º momento do comprador 06.....	108
Figura 26: Reputação estimada e reputação recebida - 1º momento do comprador 06.....	109
Figura 27: Reputação estimada e reputação recebida - 2º momento do comprador 06.....	109
Figura 28: Reputação provedor de serviço e reputação recebida - 1º momento do comprador 11	111
Figura 29: Reputação provedor de serviço e reputação recebida - 2º momento do comprador 11	111
Figura 30: Reputação provedor de serviço e reputação recebida - 1º momento do comprador 16	113
Figura 31: Reputação provedor de serviço e reputação recebida - 2º momento do comprador 16	113

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Aspectos Diferenciados dos Sistemas de Reputação e Modelos de Defesa que Detectam Avaliações Injustas.....	47
Tabela 2: Quadro Comparativo dos Sistemas de Reputação.....	50
Tabela 3: Quadro Comparativo das Propostas para Detectar Avaliações Injustas.....	51
Tabela 4: CV e CVIs do comportamento normal.....	59
Tabela 5: CV e CVIs do comportamento ruído.....	60
Tabela 6: CV e CVIs retirando o ruído.....	60
Tabela 7: CV e CVIs do comportamento tendência.....	61
Tabela 8: CV e CVIs retirando a tendência.....	62
Tabela 9: CV e CVIs da mudança de comportamento.....	63
Tabela 10: CV e CVIs após a mudança de comportamento.....	63
Tabela 11: CV e CVIs do comportamento aleatório.....	64
Tabela 12: Comparação entre os casos particulares que estima a reputação e o grau de certeza.....	69
Tabela 13: Padrões de comportamento dos vendedores.....	85
Tabela 14: Características dos Vendedores.....	85
Tabela 15: Fatos que os agentes participaram na simulação.....	90
Tabela 16: Reputações sob ponto de vista do comprador 02 (1º momento).....	97
Tabela 17: Reputações sob ponto de vista do comprador 02 (2º momento).....	98
Tabela 18: Reputações finais sob ponto de vista do comprador 02 (2º momento).....	100
Tabela 19: Reputações sob ponto de vista do comprador 04 (1º momento).....	102
Tabela 20: Reputações sob ponto de vista do comprador 04 (2º momento).....	103
Tabela 21: Reputações finais sob ponto de vista do comprador 04 (1º momento).....	104
Tabela 22: Reputações finais sob ponto de vista do comprador 04 (2º momento).....	105
Tabela 23: Reputações sob ponto de vista do comprador 06 (1º momento).....	106
Tabela 24: Reputações sob ponto de vista do comprador 06 (2º momento).....	107
Tabela 25: Reputações finais sob ponto de vista do comprador 06 (2º momento).....	108
Tabela 26: Reputações sob ponto de vista do comprador 11 (1º momento).....	110
Tabela 27: Reputações sob ponto de vista do comprador 11 (2º momento).....	110
Tabela 28: Reputações sob ponto de vista do comprador 16 (1º momento).....	112
Tabela 29: Reputações sob ponto de vista do comprador 16 (2º momento).....	112
Tabela 30. Descrição sobre limitações do mecanismo proposto.....	114

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Gramática AgentSpeak(L)	30
Quadro 2: Rotina da classe RAVPAC para calcular a reputação final.....	78
Quadro 3: Rotina da classe Ruido para identificar o padrão comportamental	79
Quadro 4: Rotina da classe Ruído para calcular reputação estimada	81
Quadro 5: Rotina da classe Ruido para calcular grau de certeza da reputação estimada.....	82
Quadro 6: Rotina da classe SolucaoA para calcular a reputação provedor de serviço.....	84
Quadro 7: A classe TestaMecanismo	85
Quadro 8: Executável da classe TestaMecanismo.....	86
Quadro 9: O projeto EstimaReputacao.mas2j	93
Quadro 10: A biblioteca mecrapac	94
Quadro 11: Extensão da biblioteca de ações internas do <i>Jason</i>	95
Quadro 12: Parte do código da ação interna reputacaofinal	96
Quadro 13: Parte do código que implementa o agente “comprador 07”	96
Quadro 14: Execução do SMA Estima Reputacao na visão do agente “a”	97

SUMÁRIO

1	Introdução.....	16
1.1	Problema.....	17
1.2	Hipótese.....	18
1.3	Objetivos.....	18
1.4	Metodologia.....	19
1.5	Organização do texto.....	20
2	Referencial Teórico.....	21
2.1	Estatística.....	21
2.1	Medidas de Estatísticas Descritivas.....	21
2.1.1	Medidas de Posição.....	22
2.1.2	Medidas de Dispersão.....	23
2.2	Sistemas Multi-agentes.....	25
2.2.1	Arquitetura BDI.....	26
2.2.2	A Linguagem AgentSpeak(L).....	28
2.2.3	O Interpretador Jason.....	30
3	Modelos de Reputação em Sistemas Multi-Agentes.....	32
3.1	Conceito de Confiança.....	32
3.2	Conceito de Reputação.....	32
3.3	Modelos e Sistemas de Reputação.....	33
3.3.1	REGRET (SABATER; SIERRA, 2002)	34
3.3.2	Abordagem proposta por (WHITBY; JOSANG; INDULSKA, 2005).....	37
3.3.3	FIRE (HUYNH; JENNINGS; SHADBOLT, 2006)	38
3.3.4	TRAVOS (TEACY at al, 2006)	40
3.3.5	Personalized (Zhang; Cohen, 2008).....	42
3.3.6	Abordagem proposta por (YANG et al, 2009)	44

3.3.7	TAUCA (LIU; SUN, 2010).....	45
3.3.8	ICLUB (LIU at al, 2011).....	46
3.3.9	Qualidade Repositório (HK; SINGH, 2013)	47
3.4	Comparando as abordagens propostas	50
3.5	O diferencial da nossa abordagem	47
4	O Mecanismo RAVPAC.....	57
4.1	Mecanismo para Estimar o Padrão de Comportamento.....	59
4.1.1	Normal	60
4.1.2	Ruído.....	61
4.1.3	Tendência.....	62
4.1.4	Mudança de Comportamento.....	64
4.1.5	Aleatório.....	66
4.2	Mecanismo para Estimar o Futura Valor de Reputação.....	66
4.2.1	Normal.....	67
4.2.2	Ruído.....	67
4.2.3	Tendência.....	68
4.2.4	Mudança de Comportamento.....	68
4.2.5	Aleatório.....	69
4.3	Cálculo da Reputação Final.....	69
5	Especificação e implementação do mecanismo RAVPAC.....	73
5.1	Especificação e implementação.....	73
5.1.1	Visão geral do mecanismo.....	73
5.1.2	Estrutura lógica das classes.....	74
5.1.3	Sequencia dos eventos para calcular a reputação final.....	76
5.1.4	Detalhamento dos passos executados para calcular a reputação final.....	78
5.1.5	Exemplificando o USO do mecanismo RAVPAC.....	82

6	Aplicação do mecanismo RAVPAC em uma sociedade de agentes.....	87
6.1	O Problema Proposto.....	87
6.2	Compradores que utilizam o mecanismo.....	89
6.2.1	Passos executados pelos compradores que utilizam o mecanismo.....	90
6.3	Compradores que não utilizam o mecanismo.....	92
6.3.1	Passos executados pelos compradores que não utilizam o mecanismo.....	92
6.4	Construindo uma sociedade de agentes no jason.....	93
6.4.1	Técnicas e ferramentas utilizadas.....	93
6.4.2	Biblioteca mecrapac.....	94
6.4.3	Ações internas.....	94
6.4.4	Implementação dos agentes.....	96
7	Experimentos e análise dos resultados.....	98
7.1	Pontos de vista dos agentes que utilizam o mecanismo.....	99
7.2	Pontos de vista dos agentes que não utilizam o mecanismo.....	112
7.3	Limitações da abordagem.....	115
8	Conclusão e Trabalhos Futuros.....	117
8.1	Resumo do trabalho.....	115
8.2	Contribuições.....	118
8.3	Limitações.....	119
8.4	Trabalhos Futuros.....	120
	Referências.....	122

CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO

Agentes de software são tipicamente entidades interativas (i.e., capazes de interagir através de troca de mensagens com outras entidades), autônomas (i.e., possuem capacidade de tomar suas próprias decisões) e orientadas a objetivos (i.e., capazes de selecionar as tarefas que irão executar com o intuito de atingir seus objetivos). Por serem entidades autônomas e orientadas a objetivos, suas intenções e ações são de certa forma imprevisíveis do ponto de vista do sistema (JENNINGS 1999; ESTEVA et al, 2004).

Para atingir seus objetivos e os objetivos globais do Sistema Multi-agentes (SMA) onde estão inseridos, os agentes frequentemente necessitam interagir provendo e requisitando serviços e recursos. Sendo entidades autônomas e geralmente heterogêneas (i.e., entidades desenvolvidas por diferentes desenvolvedores) diversos mecanismos vêm sendo propostos na literatura para ajudar os agentes a selecionarem seus futuros parceiros. Quando um agente confia, por exemplo, a execução de um serviço a outro agente, este pode trair essa confiança não executando o serviço de maneira esperada. Devido ao tamanho de tais sistemas, os agentes podem ser obrigados a interagir com agentes com os quais eles pouco interagiram e que, portanto, pouco conhecem ou ainda com os quais nunca tenham interagido e que, portanto, não sabem como se comportam quando requisitados para prover um serviço ou fornecer um recurso.

Com o objetivo de ajudar os agentes na seleção de seus futuros parceiros, estão disponíveis na literatura diferentes Sistemas de Reputação (YANG et al, 2009; LIU; SUN, 2010; LIU et al, 2011; NOORIAN; MARSH; FLEMING, 2011 e HK; SINGH, 2013). Esses sistemas auxiliam os agentes na avaliação do comportamento dos seus parceiros de interação e na coleta, distribuição e agregação destas informações. Em virtude disso, esses sistemas auxiliam os agentes a decidirem em quem confiar, motivam o bom comportamento dos participantes e procuram controlar a participação daqueles que são considerados desonestos (L'OPEZ; LUCK; D'INVERNO, 2002).

As avaliações que os agentes recebem refletindo seus comportamentos nas interações com seus parceiros recebem o nome de reputação. Quanto maior a reputação de um agente como provedor de um determinado serviço, maior a chance deste agente prover um bom serviço em futuras interações. A reputação de um agente pode ser avaliada por outros agentes e cada agente possui seu próprio ponto de vista em relação ao comportamento dos parceiros nas interações.

1.1 PROBLEMA

Embora os Sistemas de Reputação atuais forneçam diferentes maneiras para avaliar e coletar a reputação dos agentes, o valor de reputação calculado é o único mecanismo que os agentes possuem para ajudar na seleção dos parceiros. Os futuros parceiros são selecionados baseados somente nos valores de reputação que são calculados de acordo com a qualidade dos serviços prestados. No entanto, esta não é a única métrica importante para ser utilizada quando se seleciona um futuro parceiro.

Note que os Sistemas de Reputação estimulam a disseminação de valores de reputação entre os agentes. A avaliação feita pelos parceiros sobre o comportamento de um determinado agente pode ser usada por um terceiro para selecioná-lo ou descartá-lo em interações futuras. Sendo assim, é importante ter um bom valor de reputação para poder participar de futuras interações colaborando com outros agentes e ser capaz de atingir os objetivos.

Portanto, um agente que precisa interagir com outros agentes necessita não só se preocupar com a qualidade do serviço que ele presta, mas, também com a maneira com a qual os seus parceiros avaliam o seu comportamento. Mesmo fornecendo um bom serviço, seu comportamento pode ser avaliado de maneira injusta e a sua (má) reputação, depois de disseminada para outros agentes, pode prejudicar a sua seleção em futuras interações. Dessa forma, ao selecionar um futuro parceiro, é necessário não só se basear na reputação deste como provedor do serviço, mas, também na sua reputação como avaliador do comportamento dos seus parceiros. Juntando o comportamento estimado do agente como avaliador e como prestador de serviço, um agente pode tomar uma decisão mais precisa ao escolher os seus futuros parceiros.

Dessa forma, no contexto desta dissertação, pretende-se investigar a seguinte questão: como auxiliar um agente a selecionar seu parceiro considerando não somente a sua reputação como provedor de serviço, mas, também, como avaliador do comportamento dos seus parceiros? Esta questão maior foi subdividida em 03 outras questões:

- a) Como descobrir o padrão de comportamento utilizado pelo possível futuro parceiro ao avaliar o comportamento dos agentes com os quais interagiu?
- b) Como estimar a reputação que o agente que utiliza a abordagem receberá ao interagir com o possível parceiro?
- c) Como calcular a reputação final do possível futuro parceiro unindo a reputação como provedor de serviço e a reputação como avaliador?

1.2 HIPÓTESE

Respondendo aos questionamentos da seção 1.1, obtivemos as seguintes hipóteses:

- a) Se forem aplicados mecanismos (através de métodos estatísticos com análises de gráficos) para avaliar os vários julgamentos feitos por um agente sobre o comportamento dos seus parceiros, tomando como base o mesmo tipo de interação com a qual o agente deseja interagir, poderemos descobrir padrões de comportamento nas avaliações dos agentes. Ou seja, será possível verificar se o agente está sendo coerente na avaliação dos seus parceiros, se está beneficiando ou prejudicando algum parceiro ou ainda se suas avaliações sobre o mesmo tipo de comportamento são aleatórias;
- b) Ao analisar o padrão comportamental do agente pela forma como ele avalia seus parceiros e através das avaliações julgadas por este agente, podem ser aplicados algoritmos para estimar a reputação que um agente que utiliza a abordagem poderá receber se interagir como o agente analisado;
- c) No cálculo da reputação final podem ser aplicados pesos nas duas reputações (reputação como provedor de serviço e reputação como avaliador). O agente, utilizando o mecanismo, deverá aplicar pesos nas reputações de acordo com seu ponto de vista ao escolher o melhor parceiro. Por exemplo, se o agente considerar que a avaliação que deve receber é mais importante do que o serviço prestado, este agente deve aplicar maior peso no valor da reputação como avaliador.

Neste contexto, este trabalho propõe três mecanismos: (i) um para ajudar o agente a identificar como o outro agente avalia o comportamento de seus parceiros; (ii) outro mecanismo que estima o valor de reputação que o agente receberá se ele interagir com tal avaliador e; (iii) um mecanismo que calcula a reputação final de um agente baseado em duas reputações (reputação como provedor de serviço e reputação como avaliador).

1.3 OBJETIVOS

O objetivo principal dessa dissertação foi o desenvolvimento do **RAVPAC**: um mecanismo que calcula a reputação de um agente de software, considerando não só a reputação do agente como provedor de serviço, mas também a forma como ele avalia seus parceiros em uma dada situação.

Os objetivos específicos foram implementar uma biblioteca de funções que pudessem ser utilizadas por agentes de softwares no cálculo da reputação dos parceiros; implementar

agentes na plataforma *Jason* para utilizar o mecanismo RAVPAC e avaliar as hipóteses que norteiam esta pesquisa. *Jason* é um interpretador da linguagem *AgentSpeak(L)*. A linguagem *AgentSpeak(L)* é utilizada na construção de agentes através da arquitetura BDI (*Beliefs-Desires-Intentions*) (BORDINI; VIEIRA, 2003; HÜBNER; BORDINI; VIEIRA, 2004, BORDINI; HUBNER; WOOLDRIDGE, 2007).

1.4 METODOLOGIA

Esse trabalho foi realizado em etapas seguindo os procedimentos metodológicos que orientam a realização de uma pesquisa científica:

A primeira etapa compreendeu em 03 fases:

- (i) Realização de uma revisão bibliográfica em artigos científicos, teses e dissertações sobre Sistemas Multi-agentes e Sistemas de Reputação e Confiança;
- (ii) Estudos matemáticos com ênfase em estatística;
- (iii) Estudo da linguagem *AgentSpeak(L)* e da plataforma *Jason*.

Esse procedimento teve como objetivo aprofundar os conhecimentos teóricos e práticos referentes ao assunto, no sentido de obter a fundamentação teórica necessária que abrange a definição de um problema e a formulação de uma hipótese de solução e obter, também, os conhecimentos práticos necessários para a implementação do mecanismo proposto.

A segunda etapa compreendeu o desenvolvimento de uma proposta de solução para o problema de pesquisa, visando atender à hipótese formulada. Essa etapa foi seguida da definição do método e da implementação de uma biblioteca de funções para:

- (i) Identificar tendências de julgamento do agente ao avaliar seus parceiros;
- (ii) Estimar o futuro valor de reputação que um agente pode receber ao interagir com o agente avaliador e;
- (iii) Calcular a reputação do agente baseado nas informações referentes à prestação de serviço oferecida pelo agente e pela forma como o agente avalia seus parceiros.

A etapa final compreende-se de um estudo de caso com a construção de uma sociedade de agentes utilizando como cenário um comércio eletrônico, onde alguns agentes utilizam o mecanismo proposto (detalhado no capítulo 6), a fim de avaliar e verificar a viabilidade do modelo proposto em atender a hipótese que orienta essa dissertação.

1.5 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

Esta dissertação está dividida nos seguintes capítulos:

- 2. Referencial Teórico:** Apresenta técnicas estatísticas para a solução do problema abordado. Descreve conceitos associados a Sistemas Multi-agentes, apresenta aspectos fundamentais sobre a linguagem *AgentSpeak* e o interpretador *Jason*;
- 3. Trabalhos Relacionados:** Apresenta conceitos básicos sobre confiança, reputação, modelos e Sistemas de Reputação. Apresenta alguns modelos de Sistemas de Reputação e propostas que detectam falsas avaliações encontrados na literatura. E aborda o diferencial do nosso trabalho em relação aos trabalhos encontrados na literatura;
- 4. O Mecanismo RAVPAC (Reputação – Avaliação – Padrão de Comportamento):** apresenta a proposta de um mecanismo que calcula reputações de um agente de software com base na sua reputação como provedor de serviço e na sua reputação como avaliador;
- 5. Especificação e Implementação do Mecanismo RAVPAC:** descreve a especificação e implementação do mecanismo RAVPAC desenvolvido na linguagem Java;
- 6. Aplicação do Mecanismo em uma Sociedade de Agentes:** apresenta a descrição do estudo de caso e a implementação de um Sistema Multi-agente construído na ferramenta *Jason*, simulando a utilização do mecanismo RAVPAC;
- 7. Experimentos e Análise dos Resultados:** apresenta detalhes do experimento e a análises dos resultados obtidos;
- 8. Considerações Finais e Trabalhos Futuros:** apresenta o resumo da pesquisa descrita nessa dissertação, explicitando as suas contribuições, limitações e sugestões para prosseguimento do trabalho.

CAPITULO 2 – REFERENCIAL TEÓRICO

Este capítulo tem o objetivo de apresentar técnicas estatísticas que serviram de base para a solução do problema abordado neste trabalho. Serão descritos também conceitos associados a Sistemas Multi-agentes e aspectos fundamentais da linguagem *AgentSpeak* e do interpretador *Jason*, conhecimentos fundamentais para construção de um ambiente Multi-agente, onde agentes de software utilizam o mecanismo proposto. Na seção 2.1 serão apresentados conceitos sobre Estatística. Na seção 2.2 iremos apresentar alguns fundamentos da área de Sistemas Multi-agentes e em seguida, na seção 2.3 e 2.4, apresentaremos a linguagem *AgentSpeak* e o interpretador *Jason*, respectivamente.

2.1 ESTATÍSTICA

A Estatística é uma ciência cujo campo de aplicação estende-se a muitas áreas do conhecimento humano (LEVINE, 2008). Em termos gerais, pode-se dizer que a Estatística é a ciência que apresenta métodos para coletar, apresentar e interpretar adequadamente conjuntos de dados (FREUD; SIMON, 2000; TRIOLA, 2005, BRASE; BRASE,2012). O objetivo da Estatística é apresentar informações sobre os dados a serem analisados de forma que estes ofereçam uma maior compreensão dos fatos. Esta ciência subdivide-se em duas áreas: estatística indutiva (inferência estatística) e estatística descritiva.

A Estatística indutiva ou inferencial está relacionada à incerteza, ou seja, utiliza métodos para a tomada de decisões nas situações onde existam incertezas e variações. A estatística descritiva se preocupa em descrever e avaliar um determinado grupo, sem tirar quaisquer conclusões ou inferências sobre um grupo maior. Ela utiliza métodos para apresentar dados estudados sob a forma de tabelas e gráficos e também resume as informações contidas nestes dados mediante a utilização de medidas estatísticas (TRIOLA, 2005).

Para identificar os padrões de comportamento de um agente nas suas avaliações e também estimar a nota que o agente poderá receber ao interagir com tal agente, o mecanismo proposto neste trabalho aplica medidas de estatística descritiva com ênfase em medidas de posição e medidas de dispersão. A seguir detalharemos as medidas utilizadas.

2.1.1 MEDIDAS DE ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

Um conjunto de dados pode ser representado por meio de tabela ou gráfico (TIBONE, 2010). No entanto, podemos resumir ainda mais esses dados, através de um único valor que

possa representar o conjunto dos dados analisados. Mas, ao fazermos isso, não será conhecida a variabilidade dos dados. Então, é necessário um valor que represente essa dispersão de valores. As medidas descritivas mais utilizadas são: medidas de localização; medidas de dispersão; medidas de assimetria; medidas de curtose e; medidas de concentração. A seguir apresentaremos duas medidas de posição (média aritmética simples e moda) que resumem em um único valor o conjunto de dados. Também apresentaremos algumas medidas de dispersão (desvio médio, variância e o desvio padrão). Esses conceitos são utilizados nos algoritmos da abordagem proposta.

2.1.2 MEDIDAS DE POSIÇÃO

As medidas de posição ou de tendência central constituem uma forma mais resumida de apresentarem os resultados contidos nos dados observados, pois representam um valor central, em torno do qual os dados se concentram (FREUD; SIMON, 2000, TIBONI, 2010). As medidas de tendência central mais utilizadas são a média, a mediana e a moda.

- **Média Aritmética Simples:** A média aritmética simples ou simplesmente a média de um conjunto de n observações (x_1, x_2, \dots, x_n) é definida como:

$$\bar{x} = (x_1 + x_2 + x_3 + \dots + x_n) / n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (\text{Eq.1})$$

O somatório $\sum_{i=1}^n x_i$ corresponde à soma de todos os valores obtidos. Por ser a mais comum e compreensível das medidas de posição, e também pela relativa simplicidade do seu cálculo, é a mais utilizada no dia-a-dia. A média aritmética pode ser interpretada como sendo um valor simbólico de um conjunto de dados. No entanto, pode ser um valor que não pertença ao conjunto de dados. O valor da média aritmética é um valor tal que, se substituísse todos os dados pela média, a soma total seria igual à soma dos dados originais. Então, a média aritmética é uma forma de se distribuir o total observado pelos n elementos, de modo que todos tenham o mesmo valor.

- **Moda:** Quando se pretende conhecer o número que apresenta maior ocorrência entre os valores de um conjunto utiliza-se a moda. A moda é o valor que aparece com maior frequência em um conjunto de dados (FREUD; SIMON, 2000, LEVINE, 2008, TIBONI, 2010). Um conjunto de dados pode ser unimodal (uma moda), amodal (não existe nenhum valor que ocorre com maior frequência) ou multimodal (possui mais de uma moda) (TRIOLA, 2005). Para um conjunto de dados, define-se moda como: (i) o valor que surge com maior frequência

se os dados são discretos (valores inteiros) e; (ii) o intervalo da classe com maior frequência se os dados são contínuos.

Uma característica importante da moda é que ela não é afetada pelos valores extremos da distribuição, desde que estes valores não constituam a classe modal. Por esse motivo, a moda deve ser utilizada quando desejamos obter uma medida rápida e aproximada de posição ou quando a medida deve ser o valor mais frequente da distribuição (TRIOLA, 2005).

2.1.3 MEDIDAS DE DISPERSÃO

As medidas de dispersão traduzem a variação de um conjunto de dados em torno da média, ou seja, a maior ou menor variabilidade dos resultados obtidos (TRIOLA, 2005, TIBONI, 2010). Elas permitem identificar até que ponto os resultados se concentram ou não ao redor da tendência central de um conjunto de observações. Incluem, entre outras, o desvio absoluto médio, a variância, o desvio padrão e o coeficiente de variação. Cada medida expressa diferentes formas de quantificar a tendência que os resultados de uma experiência aleatória têm para se concentrarem em determinados valores. Quanto maior a dispersão, menor será a concentração e vice-versa.

As medidas mais comuns da variabilidade dos dados quantitativos são a variância e o desvio padrão.

- **Desvio Absoluto Médio (D_m):** O desvio absoluto de um elemento de um conjunto de dados é a diferença absoluta entre este elemento e um dado ponto (valor selecionado da tendência central). O desvio absoluto médio em um conjunto de n observações (x_1, \dots, x_n) , é a média aritmética dos afastamentos (ou desvios) tomados em valor absoluto, entre cada valor e a média aritmética, ou seja:

$$D_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \bar{x}| \quad (\text{Eq.2})$$

- **Variância:** Indica o quão longe em geral os seus valores se encontram do valor esperado. Ou seja, é o valor esperado do quadrado do desvio de uma variável X em relação a sua própria média. A variância de um conjunto dados $(x_1, x_2 \dots x_n)$ é definida por:

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (\text{Eq.3})$$

Esta medida de dispersão sempre assumirá valores positivos. O valor absoluto das diferenças $(x_i - \bar{x})$ é uma das maneiras de se contornar o fato de que $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) = 0$. No

entanto, a função módulo tem uma desvantagem de ser não diferenciável no ponto zero (BRASE; BRASE, 2012). Outra possibilidade de correção, com propriedades matemáticas mais adequadas, é considerar o quadrado das diferenças.

- **Desvio Padrão:** O Desvio-Padrão é a raiz quadrada da variância, com mais utilidade e interpretações práticas, representada por:

$$\sigma = \sqrt{\text{variância}} = \sqrt{\sigma^2} \quad (\text{Eq.4})$$

O desvio padrão é uma medida que só pode assumir valores não negativos e quanto maior for o valor do desvio, maior será a dispersão dos dados. Abaixo, temos algumas propriedades do desvio padrão que resultam imediatamente da definição (TRIOLA, 2005): (i) O desvio padrão é sempre não negativo e quanto maior a variabilidade dos dados maior será o desvio padrão e vice-versa; (ii) se $\sigma = 0$, então não há variabilidade, isto é, os dados são todos iguais.

Ao usar o desvio-padrão ou variância para comparar a variabilidade entre grupos, têm-se as seguintes condições (BRASE; BRASE, 2012): (i) o mesmo número de observações; (ii) a mesma unidade e; (iii) a mesma média.

- **Coefficiente de Variação:** O coeficiente geral de variação permite comparações entre variáveis de naturezas distintas e fornece uma ideia de precisão dos dados (TRIOLA, 2005). Em um conjunto de dados (x_1, x_2, \dots, x_n) o coeficiente de variação (CV) é definido como a razão entre o desvio padrão dos dados e sua média, representado por:

$$CV = \frac{\sigma}{x} \times 100 \quad (\text{Eq.5})$$

O desvio padrão e a média são ambos medidos na mesma unidade de dados originais. O coeficiente de variação é adimensional. Dessa forma, permite comparações entre diferentes conjuntos de dados medidos em diferentes unidades (BRASE; BRASE, 2012).

Considera-se neste trabalho, que o coeficiente de variação individual (CVI) indica a variação de um elemento em relação à média de um conjunto de dados, conforme a Equação abaixo:

$$ICV_i = \frac{\sigma_i}{m} \quad (\text{Eq.6})$$

2.2 SISTEMAS MULTI-AGENTES

A área de Sistemas Multi-agentes (SMA) estuda o desenvolvimento de agentes autônomos para solucionar os problemas dos sistemas computacionais distribuídos. Um agente é um programa autossuficiente capaz de controlar suas próprias decisões e agir em busca de um ou mais objetivos de acordo com a percepção do ambiente (WOOLDRIDGE; JENNINGS, 1995). Embora possua autonomia para decidir suas ações, esses agentes possuem um conjunto limitado de capacidades específicas e com isso não conseguem atingir todos os seus objetivos. Para tanto, agentes interagem uns com os outros num ambiente compartilhado (uma sociedade multi-agente) a fim de atingir um determinado objetivo.

Existem dois grandes tipos de SMA: os reativos e os cognitivos. Os SMA reativos adotam a ideia de que um comportamento inteligente em um sistema emerge da interação com o ambiente de um grande número de agentes (agentes bem simples) e a principal influência nesse tipo de trabalho vem da entomologia (estudo dos insetos). Os agentes simplesmente reagem a estímulos vindos do ambiente (BORDINI; VIEIRA, 2003).

Já os SMA cognitivos em geral possuem tipicamente poucos agentes, dado que cada agente é um sistema sofisticado e computacionalmente complexo (HÜBNER; BORDINI; VIEIRA, 2004). Tais agentes cognitivos podem ser modelados através do modelo BDI (*Belief-Desire-Intention*) (RAO; GEORGEFF, 1991), a ser apresentado na seção 2.2.1.

A Figura 1 mostra os aspectos importantes de um agente, apresentando o modelo geral do agente proposto por Wooldridge (1999).

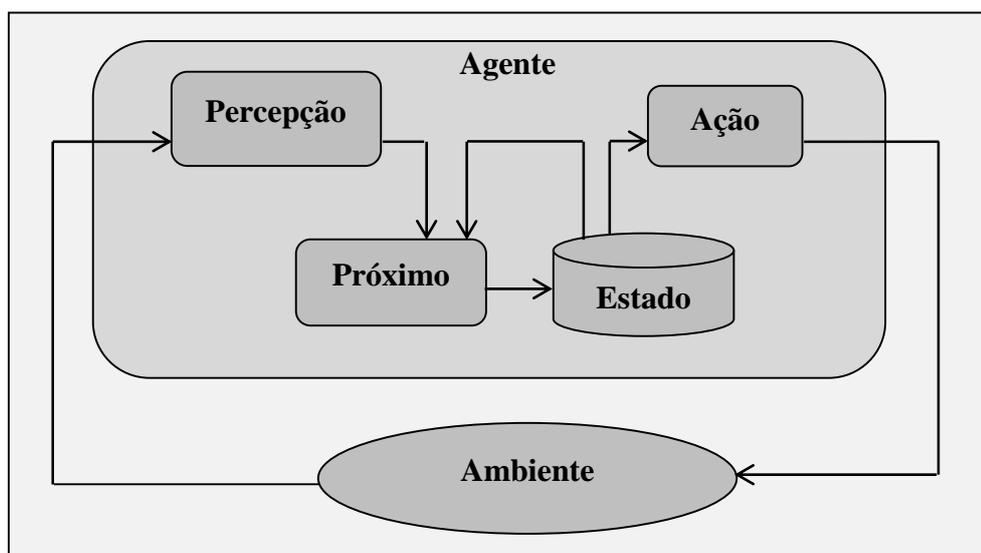


Figura 1: Modelo geral de agente (traduzido por Wooldridge (1999)).

Os pesquisadores da área de Sistemas Multi-agentes não possuem um consenso sobre a definição de agente. Wooldridge, Jennings (1995) e Franklin, Graesser (1997) apresentaram algumas definições que são frequentemente referenciadas. A seguir são mencionados alguns aspectos importantes para a compreensão do conceito de agente na concepção de SMA cognitivos. Um agente cognitivo é um sistema de software que é capaz de (BORDINI; VIEIRA, 2003):

- **Percepção:** o agente é capaz de perceber alterações no ambiente;
- **Ação:** o agente age sempre com a intenção de atingir seus objetivos, ou seja, com o intuito de modificar o estado atual do ambiente e chegar ao estado desejado pelo agente. As alterações no ambiente são derivadas das ações que os agentes realizam no próprio ambiente;
- **Comunicação:** como os agentes precisam coordenar suas ações, a comunicação entre eles é fundamental. Comunicação é a ação de transmitir mensagens a outros agentes que compartilham o mesmo ambiente;
- **Representação:** o agente possui uma representação simbólica explícita daquilo que acredita ser verdade em relação ao ambiente e aos outros agentes que compartilham o mesmo ambiente;
- **Motivação:** Além da representação do conhecimento do agente nos SMA, os agentes necessitam da representação dos desejos ou objetivos daquele agente (representação de estados do ambiente que o agente almeja alcançar). Com a motivação, o agente age sobre o ambiente por iniciativa própria para satisfazer esses objetivos;
- **Deliberação:** através da representação do estado atual do ambiente em que o agente se encontra e de uma dada motivação, o agente deve ser capaz de escolher (poder de cognição) os objetivos que deseja alcançar no momento;
- **Raciocínio e aprendizagem:** técnicas de inteligência artificial clássica para o raciocínio e aprendizagem podem ser utilizadas pelo agente, aumentando significativamente o seu desempenho.

2.2.1 ARQUITETURA BDI

O Modelo BDI é uma teoria filosófica do raciocínio prático, proposta inicialmente por Bratman; Israel and Pollack (1988). A arquitetura BDI é um modelo específico para o desenvolvimento de agentes inteligentes que atende os critérios utilizados na definição de SMA cognitivos. Diversas arquiteturas de agentes deliberativos são baseadas em um modelo de

cognição fundamentado em três principais atitudes mentais que são crenças, desejos e intenções (Beliefs, Desires e Intentions):

- **Crenças:** A crença representa a visão do agente em relação ao seu ambiente e são atualizadas após a percepção de cada ação. Com as crenças, os agentes expressam suas expectativas sobre os possíveis estados futuros do seu ambiente. As crenças são tudo aquilo que o agente sabe sobre o estado do ambiente e sobre os agentes desse ambiente, incluindo o próprio agente. Uma crença expressa um conhecimento do agente sobre alguma informação presente no seu ambiente operativo. Podem ser consideradas como o componente informativo do sistema.
- **Desejos:** Os desejos representam os estados do ambiente que o agente quer atingir, contêm informação sobre os objetivos a serem atingidos. Os desejos motivam o agente a realizar os deveres para os quais ele foi projetado a executar. Um desejo gera uma intenção que através de um dado conjunto de ação pode vir a cumprir uma determinada meta ou um conjunto de metas. Podem ser considerados como a representação do estado motivacional do sistema.
- **Intenções:** Intenções são ações específicas que um agente se compromete a executar para atingir determinadas metas. Quando o agente decide cumprir uma meta (desejo), isto gera a intenção. Escolhida uma intenção, ao cumpri-la gera-se o processo de raciocínio prático, mediante a execução de determinadas ações. O agente deverá considerar as ações coerentes com a realização da intenção desejada.

A Figura 2 mostra o diagrama como um modelo geral da arquitetura BDI referente aos aspectos importantes de um agente, proposto por Wooldridge (1999).

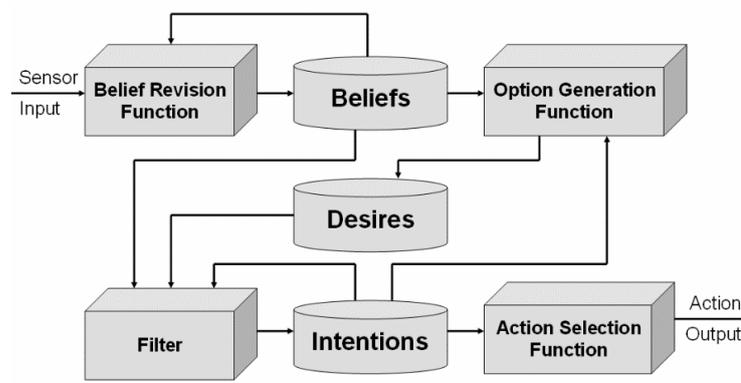


Figura 2: Diagrama de uma arquitetura *belief-desire-intention* genérica (WOOLDRIDGE, 1999).

Um agente BDI é constituído de sete componentes principais:

- **Função de revisão de crenças** (*Belief Revision Function*): determina as crenças atuais e as novas crenças a partir das informações dos sensores do agente (*Sensor Input*). Essa função recebe as informações do ambiente, podendo atualizar a base de crenças do agente. Com as alterações do estado do ambiente, podem ser geradas novas crenças;
- **Conjunto de crenças** (*Beliefs*): representa as informações do agente sobre o seu ambiente, sobre si mesmo e sobre os outros agentes;
- **Conjunto de desejos** (*Desires*): representa os desejos/metapas do agente;
- **Função de geração de opções** (*Option Generation Function*): verifica quais estados devem ser atingidos de acordo com o estado atual, verifica as intenções com as quais o agente está comprometido e determina as opções disponíveis (desejos) ao agente, com base nas suas crenças e intenções (atuais);
- **Conjunto de intenções** (*Intentions*): representa os estados que o agente pretende alcançar no momento;
- **Função de filtro** (*Filter*): representa o processo de deliberação do agente. Determina as intenções do agente com base nas suas crenças, desejos e intenções atuais;
- **Função de seleção de ação** (*Action Selection Function*): representa a escolha de uma determinada ação para ser executada pelos atuadores (*Action Output*) do agente com base nas suas intenções atuais. Esta função seleciona, entre as ações pretendidas, a ação que deve ser realizada pelo agente no ambiente. Em determinadas ocasiões, será necessário que alguns agentes utilizem critérios mais sofisticados na decisão, para garantir que determinadas intenções sejam priorizadas.

Com base no modelo de cognição, fundamentado nas três principais atitudes mentais (crenças, desejos e intenções (BDI)) foram criadas várias linguagens com a finalidade de modelar e implementar agentes baseados nessas atitudes. Dentre algumas das principais linguagens que utilizam a arquitetura BDI tem-se a linguagem *AgentSpeak(L)*, projetada para a programação de agentes BDI (BORDINI; VIEIRA; MOREIRA, 2001).

Neste trabalho, a implementação de agentes cognitivos no paradigma BDI utiliza a linguagem *AgentSpeak (L)*, por meio do interpretador *Jason*.

2.2.2 A LINGUAGEM AGENTSPEAK(L)

A linguagem *AgentSpeak(L)* proposta por Rao (1996) constrói agentes BDI na forma de sistemas de planejamento reativos (*reactive planning systems*) (BORDINI; VIEIRA, 2003).

Os sistemas de planejamento reativos são sistemas que estão em constante execução, reagindo a eventos que ocorrem no ambiente em que estão situados através da execução de planos parcialmente instanciados.

A linguagem de programação *AgentSpeak* é uma extensão da programação em lógica para a arquitetura de agentes BDI. Essa linguagem, que foi inicialmente apresentada em Rao (1996), representa um modelo abstrato na construção de agentes e tem sido a abordagem mais utilizada na implementação de agentes cognitivos (WOOLDRIDGE, 1999, WOOLDRIDGE, 2000).

Um agente *AgentSpeak(L)* corresponde à especificação de um conjunto de crenças formando a base de crenças inicial e um conjunto de planos (BORDINI; VIEIRA, 2003; HÜBNER; BORDINI; VIEIRA, 2004; BORDINI; HUBNER; WOOLDRIDGE, 2007). Um átomo de crença é um predicado de primeira ordem na notação lógica usual e os literais de crença são átomos de crenças ou suas negações. A base de crenças de um agente é uma coleção de átomos de crença.

A linguagem *AgentSpeak(L)* utiliza dois tipos de objetivos: *objetivos de realização* e *objetivos de teste*. Esses objetivos são predicados com operadores prefixados ‘!’ e ‘?’, respectivamente. Os objetivos de realização expressam o que o agente quer alcançar no estado do ambiente onde o predicado associado ao objetivo é verdadeiro. Os objetivos de realização iniciam o processo de execução dos subplanos. Um objetivo de teste retorna o resultado da unificação do predicado de teste com uma crença do agente ou então falha, caso não seja possível uma unificação com nenhuma crença do agente.

Os eventos que podem iniciar a execução de um plano são indicados por um *evento ativador*. Esses eventos podem ser internos, quando gerado através da realização de um plano em que um subobjetivo precisa ser alcançado, ou então, externos, quando as crenças são atualizadas de acordo com a percepção do ambiente. Os *eventos ativadores* estão relacionados com a adição e remoção de atitudes mentais (crenças ou objetivos). Adição e remoção de atitudes mentais são representadas pelos operadores prefixados (‘+’) e (‘-’).

Os planos são ações básicas que um agente é capaz de executar em seu ambiente. Essas ações são definidas por predicados com símbolos predicativos especiais (os símbolos de ação) usados para distinguir ações de outros predicados. Um plano é formado por um evento ativador (denotando o propósito do plano), seguido de uma conjunção de literais de crença representando um contexto. O contexto deve ser uma consequência lógica do conjunto de crenças do agente

no momento em que o evento é selecionado pelo agente para o plano ser considerado aplicável. O resto do plano é uma sequência de ações básicas ou subobjetivos que o agente deve atingir ou testar quando uma instância do plano é selecionada para execução.

O Quadro 1 ilustra a gramática essencial para declaração de agentes, suas crenças e seus planos.

Quadro 1: Gramática *AgentSpeak(L)* (HÜBNER; BORDINI; VIEIRA, 2004)

agente	::= crenças planos
crenças	::= crença ₁ ... crença _n
planos	::= plano ₁ ... plano _n
plano	::= evento : contexto -> corpo
evento	::= +crença -crença +!objetivo contexto ::= crença not(crença) contexto {& ou } contexto true
corpo	::= objetivo objetivo -crença ação corpo
crença	::= átomo
objetivo	::= átomo
átomo	::= predicado(termo ₁ , ... termo _n)

Mais detalhes sobre a definição, aspectos essenciais e como funciona um o ciclo de raciocínio do *AgentSpeak(L)* podem ser vistos em Rao (1996), Bordini; Hubner; Wooldridge (2007) e Bordini; Vieira (2003).

2.2.3 O INTERPRETADOR *JASON*

Existem diversas plataformas para auxiliar o desenvolvimento de agentes em Sistemas Multigentes. *Jason* é um interpretador multi-plataforma da linguagem *AgentSpeak(L)*, desenvolvido em Java e está disponível sob a licença *General Public License (GPL) / Library General Public License (LGPL)*. Esse ambiente inclui comunicação entre agentes baseada na teoria de atos de fala (HÜBNER; BORDINI; VIEIRA, 2004).

Um SMA desenvolvido na ferramenta *Jason*, possui um ambiente onde os agentes estão situados e possui um conjunto de instâncias de agentes *AgentSpeak(L)*. O ambiente dos agentes deve ser desenvolvido na linguagem Java. A especificação de um agente *Jason* consiste de um conjunto de crenças que formam a sua base de crenças inicial, uma lista de objetivos e um conjunto de planos.

As crenças formam o componente informativo do agente. Os objetivos indicam os estados que o agente quer alcançar (objetivos de realização) ou retornam o resultado da

unificação do predicado de teste com uma das crenças do agente (objetivos de teste). Na prática, são os objetivos de realização ou alterações nas crenças que iniciam a execução dos planos.

Os planos possuem um evento ativador, um contexto (conjunto de crenças que devem ser verdadeiras para o plano ser considerado aplicável) e uma sequência de ações básicas ou subobjetivos que o agente deve atingir ou testar quando o plano é executado.

As ações internas podem ser usadas no contexto e no corpo de um plano. Ações internas são ações definidas pelo usuário que executam internamente no agente. Elas são programadas tipicamente na linguagem Java e têm o nome precedido pelo nome da biblioteca de ações seguido do sinal “.” na descrição dos planos do agente. Algumas ações internas de uso geral são disponibilizadas junto com a plataforma como, por exemplo, as ações internas: .send, .min, .concat.

O critério de escolha desta tecnologia foi motivada pelo bom suporte, extensa documentação do framework e versão atualizada com frequência e disponível no sítio jason.sourceforge.net. Além disso, *Jason* é bem aceito pela comunidade de pesquisadores que desenvolvem Sistemas Multi-agentes.

CAPÍTULO 3 – MODELOS DE REPUTAÇÃO EM SISTEMAS MULTI-AGENTES

Neste capítulo serão elucidados os conceitos de confiança, reputação, modelos e Sistemas de Reputação. Apresentaremos também, alguns modelos e Sistemas de Reputação encontrados na literatura. E por fim será discutido o diferencial do nosso trabalho em relação aos trabalhos encontrados na literatura.

3.1 CONCEITO DE CONFIANÇA

A confiança, sob o ponto de vista de um indivíduo, define o quanto ele espera do outro indivíduo. Confiança é uma crença que um determinado indivíduo tem sobre a atitude honesta do outro indivíduo em relação aos dois e representa uma probabilidade subjetiva de que um indivíduo espera que o outro se comporte de forma a contribuir para o seu bem estar (GAMBETTA, 2000).

De uma forma geral, a confiança fornece um tipo de controle social em ambientes onde os agentes podem interagir com outros agentes, cujas intenções não são conhecidas, permitindo assim, que agentes, dentro de tais sistemas, raciocinem sobre a confiabilidade dos outros. Mais especificamente, a confiança pode ser utilizada para apresentar uma expectativa sobre a certeza da execução das ações por outros agentes.

A confiança é muitas vezes construída ao longo do tempo, acumulando experiência pessoal com os outros. O agente pode utilizar esta experiência para julgar como os agentes irão se apresentar em uma situação que está sendo observado.

3.2 CONCEITO DE REPUTAÇÃO

A reputação pode ser considerada como uma medida coletiva da confiabilidade de uma entidade baseada em avaliações feitas por membros da comunidade em que se situa (JØSANG; ISMAEL; BOYD, 2006).

A reputação de um agente de software é avaliada de acordo com a sua conduta e conforme normas impostas pelo sistema, podendo assim receber uma boa ou má reputação. O agente pode ser avaliado por outros agentes e cada agente possui seu próprio ponto de vista em relação ao comportamento dos parceiros nas interações. A reputação pode ser utilizada para auxiliar os agentes decidirem entre confiar ou não nos outros participantes da sociedade. A opinião de um agente sobre outros parceiros, com base em interações ocorridas no passado, pode levar à construção de uma boa ou má reputação.

Dada a importância da confiança e da reputação em sistemas abertos e seu uso como uma forma de controle social, vários modelos computacionais de confiança e reputação têm sido desenvolvidos, cada um para adaptar o domínio a que se aplicam. Eles se distinguem uns dos outros por oferecerem formas distintas de representar a reputação e os aspectos envolvidos.

3.3 MODELOS E SISTEMAS DE REPUTAÇÃO

Os Sistemas Multi-agentes Normativos aplicam as normas para restringir o comportamento dos agentes (FIGUEREDO; SILVA, 2010). E nesse tipo de sistema, os conceitos de confiança e reputação são aplicáveis através de Sistemas de Reputação (SABATER; SIERRA, 2002) (HUYNH; JENNINGS; SHADBOLT 2006) (SILVA; LUCENA, 2005).

Os Sistemas de Reputação identificam quais agentes são os melhores provedores de serviço (de acordo com a reputação de cada agente) e fornece esta informação aos agentes. Tais sistemas têm contribuído em vários aspectos, como por exemplo: (a) auxilia o agente a interagir com parceiros confiáveis; (b) motiva o bom comportamento dos participantes e; (c) controla a participação daqueles que são considerados desonestos.

A literatura aborda vários modelos de reputação. Em Medic (2012) os autores apresentam um estudo onde eles comparam 19 modelos de confiança e reputação. Em todos esses modelos os agentes são capazes de avaliar o comportamento de seus parceiros e utilizar essas informações para escolher seus futuros parceiros. Tais modelos são diferenciados pela maneira que recebem, avaliam, armazenam e divulgam as reputações dos agentes.

Nos modelos centralizados (ZACHARIA, 1999; EBAY, 2006; AMAZON, 2002) existe uma entidade central responsável por calcular, manter e publicar a reputação de cada um dos participantes do SMA. Ao final de uma interação, o agente que requisitou algum serviço avalia o agente com o qual interagiu e envia esta avaliação à entidade responsável pelas reputações. Esta entidade atualizará a reputação associada a este agente através de algum cálculo de reputação. Quando um agente desejar se informar a respeito da reputação de outro, este deverá requisitar esta informação à entidade central responsável pelas reputações.

Nas abordagens descentralizadas (SABATER; SIERRA, 2002; HUYNH; JENNINGS; SHADBOLT, 2006) não existe uma entidade central para calcular, atualizar e publicar a reputação dos agentes. Sendo assim, o trabalho de calcular e manter atualizada a medida de reputação de cada agente será executado localmente por cada agente do SMA. Cada agente da sociedade mantém históricos de avaliações geradas a partir de suas experiências com outros agentes. Estas informações armazenadas são usualmente conhecidas por informação local. Os

agentes de uma sociedade podem usar as informações locais que possuem a respeito de outros agentes para calcular seus valores de reputação.

Entretanto, em um SMA com muitos agentes é comum um agente desejar interagir com outro com o qual nunca interagiu ou com quem teve poucas experiências, ou seja, de quem tem nenhuma ou pouca informação local. Portanto, torna-se importante que cada agente não conte somente com as informações que armazena localmente. Na maioria dos modelos descentralizados, os agentes trocam experiências entre si. As informações recebidas de outros agentes, geradas a partir das interações nas quais eles participaram, são comumente chamadas de informações testemunhas.

Os agentes, no modelo de Reputação baseado em Testemunhos (SILVA; LUCENA, 2005), conhecem a reputação do outro agente buscando testemunhos através dos outros agentes que armazenam o seu ponto de vista em relação aos parceiros quando interagem com eles. No entanto, no modelo de Reputação baseado em Reputações Certificadas (HUYNH; JENNINGS; SHADBOLT, 2006) não é necessário buscar agentes que já tenham interagido com o agente desejado, pelo fato de cada agente guardar a sua própria reputação (certificada) enviada pelos agentes com os quais interagiu.

Por outro lado, quando um agente deseja conhecer a reputação do outro e precisa encontrar testemunhos sobre os parceiros, o agente que envia a informação pode fornecer uma avaliação verdadeira ou pode simplesmente mentir, fornecendo uma falsa avaliação. Portanto, o desempenho dos Sistemas de Reputação pode ser bastante afetado pelos ataques de avaliações não verdadeiras de participantes desonestos. Existem diferentes sistemas de defesa para detectar usuários mal-intencionados e analisar valores de classificação para proteger Sistemas de Reputação baseado em comentários de vários ângulos.

Será detalhado abaixo alguns modelos e Sistemas de Reputação que propõe melhorar a robustez dos sistemas de confiança e reputação por diversos aspectos e alguns modelos de defesa para detectar usuários mal-intencionados.

3.3.1 REGRET (SABATER; SIERRA, 2002)

REGRET trabalha a reputação como um conceito de multifaces combinando várias fontes de informações para obter um único valor de reputação. É um Sistema de Reputação e Confiança Descentralizado projetado para ambientes complexos de e-commerce, onde vários tipos de agentes com diferentes relações sociais desempenham papéis importantes. O modelo utiliza três dimensões de confiança: dimensão individual, dimensão social e dimensão ontológica.

(i) Dimensão Individual

Baseado somente na interação direta com os outros membros da sociedade, i.e., o agente avalia o parceiro através do seu próprio ponto de vista (reputação direta) na interação. Antes da interação os agentes assinam um contrato para fixar os termos e condições de uma transação com valores reais da negociação. Para calcular a reputação, o agente calcula a média ponderada sobre os resultados passados que um agente tem em relação ao contrato com o agente-alvo dando mais importância aos resultados mais recentes. Aplica-se uma função da diferença entre a utilidade do contrato e o cumprimento do contrato para identificar o comportamento do agente de acordo com grau de engano ou recompensa obtida após a análise do resultado. Os resultados são armazenados no banco de dados do agente.

Além do valor reputação, REGRET se preocupa em saber o quanto esse valor é confiável. A confiabilidade da reputação (i.e. grau de confiança em relação ao valor da reputação calculada) é calculada utilizando dois fatores: os valores dos resultados usados no cálculo da reputação e o desvio dos valores das reputações. Quanto maior a frequência de interações do agente, mais resultados são armazenados, obtendo assim um nível íntimo, i.e., uma estreita relação, como consequência, aumenta o grau de confiabilidade sobre o valor da reputação. O desvio do resultado da reputação é outro fator considerado para determinar a confiabilidade do resultado de uma reputação. Quanto maior for a variabilidade nos valores de classificação menor será a confiança do agente alvo cumprir seus acordos. Para obter uma medida dessa variabilidade considera-se o impacto sobre a utilidade esperada da real execução dos contratos. O valor varia de 0 a 1. Quando o valor do desvio está próximo de 1(um) indica uma alta variabilidade no valores de classificações (i.e., uma baixa credibilidade da reputação). E quando o valor for próximo de 0 (zero) indica uma baixa variabilidade (i.e., uma alta credibilidade no valor da reputação).

(ii) Dimensão Social

Utilizado nas relações sociais entre os agentes (reputação testemunha e reputação vizinhança) e no papel social dos agentes (reputação do sistema);

- *reputação testemunha*: baseada em informações de terceiros, i.e., a reputação que um agente tem sobre outro agente de acordo com as crenças recolhidas a partir de membros da sociedade. Para recolher informações de testemunhas, REGRET considera que num grupo de agentes com frequentes interações entre eles, uma única fonte de informação minimiza o problema de evidências correlacionadas e diminui a quantidade de consultas. Na seleção do

melhor agente representativo de cada grupo toma-se o subconjunto de um sociograma selecionado ao longo dos agentes que já tiveram interações com o agente alvo como um gráfico inicial. Após isso aplica-se técnicas de heurística no subconjunto e assim identifica o representante para testemunhar sobre o agente alvo.

Antes de agregar as informações dos agentes representativos para obter um único valor da reputação testemunha, a confiança de cada testemunha é calculada. O sistema utiliza dois métodos diferentes para calcular a confiança: confiança social e reputação confiança.

- *confiança social*: é o grau de confiança que um agente atribui a outro agente quando este apresenta as informações sobre um terceiro considerando as relações sociais da testemunha com o agente alvo.

- *reputação confiança*: é a confiabilidade da testemunha como parceiro e é calculada da mesma forma da dimensão individual. O autor considera que se um agente respeita as regras de um contrato, ele é um agente de confiança e os valores calculados usando a reputação confiança são mais úteis que os valores baseados nas relações sociais, pois nas relações sociais podem haver competições ou cooperações. No entanto, quando não há informações suficientes para calcular uma reputação confiança aplica-se a análise das relações sociais.

REGRET considera que a informação apresentada por um agente é proporcional à confiabilidade da testemunha. Portanto, para calcular o valor final (reputação testemunha), o grau de confiança é aplicado como peso em cada informação testemunha.

- *reputação vizinhança*: representa a reputação dos indivíduos que estão na vizinhança do agente-alvo e a sua relação com eles. A ideia principal é que o comportamento dos vizinhos e o tipo de relação que eles têm com o agente-alvo possa apresentar informações sobre o possível comportamento do agente alvo.

Para calcular uma reputação vizinhança são aplicadas regras fuzzy. A reputação do agente alvo se relaciona com a reputação do seu vizinho e a relação social existente entre eles. Por exemplo, quando o vizinho do agente alvo é um vigarista e existe uma relação de cooperação entre o agente alvo e seu vizinho, então, o agente alvo pode ser considerado também um vigarista. A aplicação dessas regras gera um conjunto de reputações individuais de vizinhança.

Para calcular a reputação final (reputação vizinhança), o valor da confiabilidade de cada indivíduo da vizinhança é aplicado como peso sobre o valor da sua própria reputação individual gerando o valor final.

- **Sistema de Reputação:** atribui um valor de reputação padrão aos agentes através do conhecimento comum sobre a estrutura institucional, à qual o agente pertence e relacionado ao papel que o agente desempenha na estrutura institucional. Os valores das reputações dos agentes podem ser diferentes dependendo da estrutura institucional, à qual o agente pertence. O modelo assume que o papel que um agente está desempenhando e a estrutura institucional à qual pertence é algo observável e de confiança dos membros. A reputação do sistema é calculada usando uma Tabela para cada estrutura institucional com informações sobre os possíveis papéis e os tipos de reputação.

(iii) Dimensão Ontológica

Combina os diferentes tipos de reputação para obter novos tipos entre os contextos relacionados. A dimensão ontológica é representada utilizando estruturas de grafos. Para calcular a reputação final, o agente deve calcular a reputação de cada característica relacionada ao contexto e aplicar o grau de importância para cada valor de reputação calculado de acordo com seu ponto de vista.

3.3.2 ABORDAGEM PROPOSTA POR (WHITBY; JOSANG; INDULSKA, 2005)

Este trabalho é uma extensão do BRS (JØSANG; ISMAIL, 2002). Utiliza Sistemas de Reputação bayesianos e propõe filtrar iterativamente as avaliações injustas dos compradores sobre os vendedores baseado na regra da maioria através de uma distribuição de probabilidade.

Os Sistemas bayesianos baseiam-se nos cálculos das pontuações da reputação por atualização estatística utilizando funções de distribuição de probabilidade beta. A pontuação da reputação é calculada através da combinação da pontuação da reputação passada com a pontuação atual.

A distribuição de probabilidade mostra uma estimativa da pontuação da reputação de um agente, i.e., o valor esperado da distribuição. Isso fornece uma pontuação no intervalo $[0,1]$. A pontuação da reputação pode ser interpretada como uma medida de probabilidade que indica como um determinado agente deverá se comportar em futuras operações.

A proposta do método de filtragem é que as avaliações fornecidas por diferentes avaliadores sobre um determinado agente seguirá mais ou menos a mesma distribuição de probabilidade. Quando um agente altera o seu comportamento, assume-se que todos os avaliadores honestos que interagiram com esse agente devem alterar a sua classificação de acordo com a mudança no comportamento.

Ao comparar a pontuação da reputação global de um determinado agente com a distribuição de probabilidade das avaliações de cada avaliador sobre tal agente, o mecanismo

determina dinamicamente um limite superior e um limite inferior para que os avaliadores possam ser julgados injustos e assim excluídos.

O algoritmo de filtragem aplica o princípio de que se avaliadores e avaliados interagirem repetidamente torna-se possível comparar a média das avaliações a longo prazo e excluir os avaliadores que, durante algum período, avaliaram de forma bem diferente da média. Ou seja, sempre que o percentual das avaliações de um avaliador for abaixo dos valores fornecidos, este avaliador é considerado injusto e suas avaliações são excluídas.

Os autores consideram que agentes podem mudar o seu comportamento ao longo do tempo e utiliza um fator de longevidade que reduz gradualmente o peso das avaliações recebidas em função do tempo. Ou seja, aplica-se maior peso nas avaliações mais recentes.

Esta abordagem é capaz de filtrar comentários injustos fornecidos por consultores, porém, só é eficaz quando uma maioria significativa de avaliações é justa. Portanto, a sua precisão de filtragem decresce rapidamente com o aumento da percentagem de testemunhas desonestas.

3.3.3 FIRE (HUYNH; JENNINGS; SHADBOLT, 2006)

FIRE é um modelo de confiança e reputação que integra várias fontes de informações para gerar uma avaliação global indicando assim o provável desempenho de um agente em sistemas abertos. Este modelo propõe ajudar os agentes a selecionar o melhor parceiro na interação. O Sistema de Reputação Certificada é o diferencial frente às outras abordagens na literatura.

FIRE permite que um agente combine uma variedade de fontes de informação como alternativa para lidar com incertezas sobre as reputações de um agente. O autor considera que em algumas circunstâncias nem todas as fontes estão disponíveis e uma medida de confiança a mais aumenta a confiabilidade dos agentes.

FIRE aplica quatro principais fontes de informações de confiança:

(i) *Experiência Direta (Interação Confiança)*: O avaliador usa suas próprias experiências anteriores nas interações com o agente-alvo para determinar sua confiança;

(ii) *Informações Testemunha (Reputação Testemunha)*: O avaliador recebe informações sobre as experiências de outros agentes que interagiram com o agente alvo. Tal informação será utilizada para resultar a confiabilidade do agente alvo baseado nas opiniões de suas testemunhas.

(iii) Regras baseadas em Papel (Confiança baseada em Papel): Além do comportamento passado dos agentes (usado nos dois tipos de confiança anteriores), existem certos tipos de informação que podem ser usados para deduzir confiança. As crenças específicas (que são na maioria das vezes de domínio distintos) podem ser capturadas por papéis baseados nos papéis do avaliador e do agente alvo para atribuir uma confiabilidade predeterminada ao alvo agente.

(iv) Referências de Terceiro fornecido pelo Agente-Alvo (Reputação Certificada): O agente-alvo apresenta as avaliações que ele recebeu de outros agentes nas interações passadas.

Cada tipo de informação de confiança é processado por um componente particular do FIRE: Interação Confiança (IT), Reputação Testemunha (WR), Confiança baseada em Papel (RT) e Reputação Certificada (CR).

No modelo FIRE as informações de confiança são deduzidas de acordo com o comportamento do agente-alvo, exceto o componente confiança baseado em papel (RT). A avaliação sobre o desempenho de um agente é feita pelo seu parceiro na interação entre eles.

O valor global da reputação indica o futuro comportamento do agente alvo ou mais especificamente, indica o provável valor de pontuação que o agente alvo deve receber na futura interação. Também é visto como o valor de confiança do agente alvo.

O valor global da reputação de um agente alvo é calculado utilizando o conjunto das avaliações coletadas de cada componente: Interação Confiança (IT), Reputação Testemunha (WR), Confiança baseada em Papel (RT) e Reputação Certificada (CR).

Ao estimar o valor de confiança, o modelo calcula a média aritmética de todos os componentes do conjunto. FIRE considera que ao calcular o valor global (valor de confiança) de avaliação, os componentes utilizados geralmente não possuem a mesma relevância. Uma função de classificação aplica peso na avaliação de cada componente de acordo com o grau de importância considerado pelo agente.

FIRE considera que além do valor de confiança, a confiabilidade também deve ser fornecida pelo modelo. A medida de confiabilidade reflete a confiança sobre o resultado de cada valor de confiança diante dos dados considerados. O intervalo do valor da confiabilidade é $[0,1]$, onde (0) zero indica completa incerteza e 1(um) indica total confiança. O valor de confiança aumenta proporcionalmente à soma dos pesos de avaliação.

O modelo considera que quanto maior a variabilidade nos valores da avaliação de cada componente, provavelmente o agente deve apresentar menos compromisso com seus acordos (contratos). E portanto, o modelo calcula o desvio dos valores utilizados para calcular a avaliação de cada componente refletindo, assim, confiança no valor da confiabilidade.

O valor de confiança final que prevê o comportamento de um agente combina o valor das avaliações dos componentes com os desvios da confiabilidade dessas avaliações. FIRE mostra que ao utilizar a medida de confiança, os agentes são capazes de selecionar parceiros de confiança nas interações e, assim, obter melhor utilidade em comparação com aqueles que não usam nenhuma medida de confiança. Essas fontes incluem: experiências diretas de interações de um agente; relatórios de testemunhas; referências de terceiros e; regras previstas pelos usuários finais crenças/conhecimentos sobre o meio ambiente.

O trabalho apresenta um novo tipo de reputação baseado em referências de terceiros chamado de Reputação Certificada. Com a introdução de mais um tipo de reputação, o modelo de confiança proposto aumentou sua utilidade permitindo que pelo menos uma medida de confiança possa estar disponível na maioria das circunstâncias.

3.3.4 TRAVOS (TEACY et al, 2006)

A abordagem TRAVOS se baseia na distribuição de probabilidade beta para avaliar a confiança de um agente nas interações, baseando-se em organizações virtuais (que são conjuntos de agentes onde representam os indivíduos ou organizações possuindo capacidades e recursos de resolução de problemas). Especificamente, a confiança é calculada levando em consideração as interações passadas entre os agentes e quando não há experiência pessoal entre os agentes, o modelo baseia-se em informações coletadas de reputação de terceiros.

Além disso, TRAVOS se preocupa com a possibilidade de que as informações de que terceiros podem ser imprecisas. Este trabalho aplica métricas que reduzem o efeito dessas avaliações imprecisas. TRAVOS conclui a honestidade e a precisão do testemunho de um avaliador por meio de uma comparação com os valores esperados. O modelo considera tanto a confiança local como a confiança testemunha.

A abordagem TRAVOS utiliza três métodos para definir a confiança de um agente: (i) baseado nas interações diretas com o agente alvo (confiança direta); (ii) baseado nas opiniões de outros agentes sobre o agente alvo (reputação testemunha) e; (iii) combinando os itens (i) e (ii), unindo a confiança direta e a reputação testemunha.

O modelo considera que um agente pode executar dois comportamentos, tais como interações bem sucedidas (interações que atendem as expectativas dos agentes envolvidos) ou mal sucedidas (quando o agente não atinge as expectativas do parceiro na interação). O agente avalia o parceiro da interação com valores binários, onde a interação bem sucedida é igual a 1(um) e a interação mal sucedida, igual a 0 (zero).

TRAVOS considera que para um agente ser confiável ele tem que ter uma alta probabilidade de realizar uma determinada ação, i.e., cumprir as suas obrigações durante uma interação. O critério de avaliação usado por TRAVOS é o nível de confiança em vez do valor da confiança. Ao calcular o nível de confiança, os agentes podem através de comparações identificar o agente mais confiável. Este modelo calcula o nível de confiança que cada agente apresenta no sistema através de teorias probabilísticas (aplicados em números binários) divididas de três formas: confiança direta; confiança testemunha e; confiança combinada.

- Confiança Direta

A confiança direta é calculada utilizando somente as avaliações do próprio agente com o parceiro avaliado. As avaliações dos agentes são armazenadas considerando uma variável tempo, i.e., o modelo agrega todas as avaliações (valores iguais a 0 ou 1) das interações observadas de um dado agente no tempo t . A partir do conjunto das avaliações de um agente o modelo identifica uma tendência (de acordo com o valor esperado) de que tal agente deve cumprir ou não suas obrigações acordadas. Para calcular o nível de confiança, o modelo aplica cálculos de distribuição de probabilidade beta analisando o valor esperado e o conjunto das avaliações sobre um tempo (t). São analisadas avaliações com intervalos de variação limitados, particularmente no intervalo (0,1)

- Confiança Testemunha

A confiança testemunha também aplica cálculos de distribuição de probabilidade beta, ela é utilizada quando o agente ainda não interagiu com o agente alvo e busca as informações de testemunhas. Para analisar a confiança dos consultores (agentes que avaliam outros agentes sobre uma negociação), o modelo agrupa as avaliações dos consultores sobre suas experiências pessoais com o agente alvo. Após isso, estima-se a probabilidade da avaliação apresentada pelo consultor ser um valor exato comparando o valor apresentado com as avaliações de outros consultores. Se a opinião do agente consultor estiver próxima das opiniões dos outros agentes, julga-se precisão elevada. Por outro lado, se a avaliação do consultor desvia significativamente da opinião dos outros consultores, significa baixa precisão. Em seguida, o modelo filtra as avaliações imprecisas.

- Confiança Combinada

Também através da distribuição beta, o modelo combina as informações obtidas por experiência direta com as opiniões coletadas por outros agentes para calcular nível de confiança combinada. A vantagem deste método é a utilização de várias fontes de informação no cálculo da confiança. Porém a desvantagem é que poderá haver agentes que influenciarão no cálculo da confiança promovendo informações imparciais, tanto negativo como positivo. O modelo propõe contornar esta limitação através do grau de certeza que indica a importância do valor da confiança calculada por um agente, dado o número de opiniões que são utilizadas no cálculo dessa confiança.

TRAVOS reduz o efeito de aconselhamentos imprecisos comparando as fontes de opiniões atuais com opiniões passadas sobre um mesmo agente, depois o modelo ignora as opiniões consideradas como não confiáveis. A desvantagem desta métrica é que ela assume que os avaliadores agem de forma coerente ao avaliar seus parceiros, o que não poderia ser verdade, em muitos casos.

3.3.5 PERSONALIZED (ZHANG; COHEN, 2008)

Personalized propõe avaliar a confiabilidade de um agente consultor (agente que informa suas avaliações sobre outros agentes), i.e., avaliar se o agente consultor é confiável ou não como testemunha, em dois aspectos: conhecimento privado e conhecimento público. A abordagem é utilizada como parte de um Sistema de Reputação Centralizado. Cada agente comprador grava suas avaliações sobre todos os vendedores com quem interagiu. O modelo assume que todos os compradores são consultores e que após as interações eles fornecem as avaliações a um servidor central.

A abordagem personalizada permite que o agente comprador possa estimar a reputação privada de um agente consultor baseado nas avaliações desse agente consultor e nas suas próprias avaliações sobre os agentes vendedores comumente avaliados. A reputação de um consultor é avaliada de forma binária, o valor 1(um) significa que o consultor é confiável e o valor 0 (zero) indica que o consultor não é confiável.

O modelo armazena as avaliações de um consultor sobre os vendedores em pares correspondentes. As avaliações são correspondentes quando participam do mesmo intervalo de tempo. A reputação privada do agente consultor é estimada analisando os pares das avaliações. Como no modelo TRAVOS esta abordagem também utiliza teoria de distribuição de

probabilidade beta para calcular o valor esperado na qual é utilizado para definir o valor da reputação privada.

Personalized considera que os vendedores podem mudar o comportamento, por isso, as avaliações são ordenadas de acordo com o tempo em que são fornecidas. Elas são divididas em intervalos de tempo que devem ser consideravelmente pequeno.

Quando o agente comprador não confia no valor da reputação privada, i.e., quando o consultor possui poucas avaliações, ele também pode usar a reputação pública do agente consultor. A reputação pública de um agente consultor é estimada com base nas avaliações do agente comprador (que está analisando o agente consultor) e nas outras avaliações que o vendedor recebeu de outros agentes. Sempre que o agente consultor envia uma avaliação, ela é julgada centralmente como uma avaliação justa ou injusta. A avaliação de um agente consultor é considerada como uma avaliação justa se ela for compatível com a maioria das avaliações do vendedor. Como o modelo considera apenas as avaliações dentro de um intervalo de tempo, considera-se somente a avaliação mais recente de cada consultor.

No cálculo da medida de confiança de um agente consultor são aplicados pesos diferentes para reputação privada e para os valores das reputações públicas. Os pesos são determinados pela confiabilidade do valor estimado da reputação privada. Primeiro, determina o número mínimo de pares de avaliações necessárias para que o agente possa ter a certeza do valor da reputação privada de um agente consultor.

O número mínimo de pares de avaliações é determinado através do nível aceitável de erro e da medida de confiança. O nível máximo de erro aceitável pelo agente indica a medida de confiança. Se o número total de pares das avaliações for maior ou igual à quantidade mínima significa que o comprador confia no valor estimado da reputação privada, baseado nas avaliações de um agente consultor sobre todos os vendedores comumente avaliados. Caso contrário, o agente confia no valor estimado da reputação pública.

Como em TRAVOS, este modelo fornece um método para estimar a confiabilidade do vendedor com base na experiência pessoal do comprador com o vendedor e um método para estimar a reputação do vendedor, agregando conselhos dos consultores. A desvantagem deste modelo é que ele calcula a reputação de uma testemunha com um valor comum para todos os vendedores. Portanto, ele pode não funcionar quando a testemunha muda seu comportamento de um vendedor para outro.

3.3.6 ABORDAGEM PROPOSTA POR (YANG et al, 2009)

O modelo de Yang et al (2009), propõe detectar avaliações colaborativas injustas sobre um produto/serviço baseado na modelagem de sinal. Utiliza um sistema abrangente de integração da confiança no processo de agregação de avaliações conjuntas. O processo de agregação das avaliações possuem quatro etapas. Na primeira etapa, os quatro detectores são aplicados de forma independente para analisar as avaliações.

- (i) **Detector de variação média:** detecta mudanças bruscas na média dos valores das avaliações.
- (ii) **Detector de taxa de entrada:** detecta o aumento repentino na quantidade de avaliações que entram num intervalo de tempo.
- (iii) **Detector de alteração de histograma:** detecta mudança no histograma (local onde armazena as avaliações sobre um produto) sobre o aumento de avaliações abusivas especialmente quando a diferença é grande entre as avaliações abusivas e honestas.
- (iv) **Detector de mudança de sinal:** detecta mudança de sinal nas avaliações. As classificações honestas podem ser vistas como um ruído aleatório e em alguns ataques, as classificações abusivas podem ser vistas como um sinal.

Na segunda etapa, os resultados dos quatro detectores acima são combinados para detectar os intervalos de tempo em que as avaliações suspeitas injustas são altamente susceptíveis. Na terceira etapa, o gerenciador de confiança utiliza o resultado da detecção do intervalo suspeito e o resultado da detecção da avaliação suspeita para determinar quantos avaliadores individuais podem ser confiáveis. E na quarta e última etapa, o filtro de classificação remove as avaliações altamente suspeitas. O algoritmo de classificação de agregação combina o restante das avaliações utilizando modelos de confiança.

Estes detectores cobrem diferentes tipos de ataques. O sistema objetiva identificar o momento em que as importantes características dos valores das avaliações mudam rapidamente. Estas mudanças indicam o intervalo de tempo em que avaliações injustas são altamente suspeitas. Então, reduzem os valores de confiança dos avaliadores que fornecem muitas avaliações nestes intervalos. A pontuação final será a média ponderada dos valores das avaliações onde os pesos dependem dos valores da confiança.

Além disso, esta abordagem é diferente das outras, ao aplicar métricas para localizar a mudança no comportamento das avaliações este trabalho não utiliza a regra da maioria para identificar avaliações injustas. Na literatura atual, a maioria dos esquemas de defesa detectam

avaliações injustas com base na regra da maioria. Isto é, marca as classificações que estão longe da opinião da maioria como avaliações injustas.

3.3.7 TAUCA (LIU; SUN, 2010)

TAUCA é um sistema que utiliza a correlação entre os usuários para detectar anomalias (avaliações desonestas) nos sistemas de feedbacks baseados em reputação. TAUCA identifica os produtos sob ataque e o momento em que usuários mal-intencionados atacam com avaliações desonestas.

Este modelo detecta de forma confiável as mudanças que ocorrem nas sequências das avaliações de um produto online. A abordagem identifica usuários mal-intencionados e recupera pontos de reputação através da combinação da análise temporal com a análise da correlação do usuário, ou seja, combina o intervalo em que ocorrem as avaliações desonestas e a relação entre os avaliadores.

O modelo contém três componentes principais:

(a) **detector de mudança (intervalos de tempo):** Se ocorrem mudanças rápidas na distribuição de avaliações normais, tais mudanças podem servir como indicadores de anomalias. Assim, um detector de mudança identifica os valores de avaliações normais detectando alterações que ocorrem rapidamente ou alterações acumuladas ao longo do tempo. Se o detector de mudança for acionado por um objeto, este objeto é marcado como sob ataque. Após detectar objetos suspeitos, o modelo determina ainda a direção do ataque. A direção da mudança nos valores das avaliações tanto diminuindo como aumentando é chamada de direção de ataque. O detector também determina os intervalos de tempo em que as avaliações desonestas estão presentes. Os intervalos de tempo em que ocorrem as mudanças são chamados de intervalos suspeitos.

(b) **cálculo da relação dos usuários (correlação de usuário):** Os intervalos suspeitos podem conter algumas avaliações normais (avaliações verdadeiras) por dois motivos: (i) por ser difícil identificar avaliações normais cercadas por avaliações desonestas e; (ii) por que os usuários que apresentam avaliações normais podem fornecer valores de avaliações muito altas ou muito baixas, devido à sua inexperiência de avaliação. Assim, o modelo calcula o nível de similaridade (ou seja, à distância) entre os usuários que avaliam nos intervalos suspeitos. Com base na distância das avaliações, os avaliadores são separados em diferentes grupos.

(c) **identificação do grupo (técnicas de agrupamento) de usuários maliciosos:** o módulo de identificação de grupo de usuários maliciosos identifica em qual cluster possui usuários cúmplices mal-intencionados. As avaliações detectadas dos usuários maliciosos são filtradas e o restante das avaliações é usado para calcular a reputação do objeto.

O modelo apresenta vantagens significativas ao melhorar a taxa de detecção e ao reduzir a taxa de falso alarme na localização de usuários maliciosos. Do mesmo modo que abordagens anteriores, usuários mal intencionados são detectados comparando suas avaliações com as avaliações dos demais sobre um mesmo produto/agente.

Como na abordagem proposta por Yang et al (2009), TAUCA propõe detectar também mudança de comportamento nas avaliações colaborativas. Aqui, as mudanças de comportamento indicam que os agentes passaram a avaliar de outra maneira um mesmo agente/produto.

3.3.8 ICLUB (LIU et al, 2011)

ICLUB (LIU et al, 2011) é um modelo de confiança que propõe filtrar avaliações injustas adotando a técnica de *clustering* (agrupamento das avaliações). Diferente da maioria dos trabalhos existentes que concentram-se em sistemas de reputação aceitando apenas testemunhos binários, o ICLUB propõe um sistema integrado de clustering em que manipula avaliações multi-nominais. Esta abordagem utiliza testemunhos locais e globais.

O ICLUB utiliza uma abordagem de agrupamento baseado em densidade para construir clusters através do algoritmo DBSCAN (ESTER et al, 1996) sem especificar a quantidade dos agrupamentos. O modelo integra dois componentes, local e global para filtrar depoimentos injustos e identificar avaliadores honestos integrando os dois componentes.

O componente local recolhe as informações locais do agente comprador, em seguida, aplica um agrupamento baseado em densidade para gerar o conjunto de clusters com vetores de avaliações similares. Depois de gerado os *clusters*, o componente local retorna como o conjunto de testemunhas honestas somente aquelas em que as avaliações estão incluídas no mesmo *cluster* que pertence o vetor de avaliação pessoal do agente comprador.

O componente global primeiro localiza os consultores honestos (vendedores) que o agente comprador já negociou, usando o componente local. Em seguida, aplica as informações dos consultores honestos para identificar a confiabilidade do consultor alvo. Nesta abordagem o agente utiliza a sua informação local e a avaliação fornecida por agentes consultores sobre o

comportamento de um terceiro agente e em seguida verifica se as avaliações são semelhantes para saber se o agente consultor é confiável ou não.

No entanto, a utilização da informação global é controlada por um limiar. Quando o agente comprador é recém-chegado ao sistema e possui pouca ou nenhuma transação com nenhum dos vendedores, o componente global segue a regra da maioria para identificar avaliações injustas.

O ICLUB tem um espírito semelhante ao Personalized proposto por Zhang e Cohen (2008). A abordagem utiliza reputação privada e reputação pública para medir a confiabilidade de uma testemunha. O diferencial do ICLUB é que suporta Sistemas de Reputação com os níveis multi-nominais de avaliação que é uma limitação das outras abordagens de filtragem no mesmo cenário em que apenas testemunhos binários são permitidos.

3.3.9 ABORDAGEM QUALIDADE REPOSITÓRIO (HK; SINGH, 2013)

A abordagem Qualidade Repositório (QRA) propõe detectar usuários colaborativos mal-intencionados que inserem avaliações injustas (falsas avaliações) sobre produtos em Sistemas de Reputação. A ideia básica é integrar a detecção de anomalias com base em limites heterogêneos e analisar os feedbacks dos usuários. Este método utiliza técnicas para detectar alterações de classificações estatísticas, identificar semelhança entre os feedbacks calculados utilizando indexação semântica latente e a similaridade do cosseno.

O modelo proposto segue 03 etapas: detector de mudança, qualidade de repositório e análise de comportamento.

(i) **detector de mudança:** o modelo aplica a análise da mediatriz nas pontuações fornecidas pelos agentes para detectar alterações nos valores das avaliações.

(ii) **qualidade de repositório:** representa a qualidade do produto através dos feedbacks fornecidos pelos usuários honestos. O modelo aplica a indexação semântica latente para calcular a pontuação de similaridade entre os documentos do repositório de qualidade e os feedbacks fornecidos pelos usuários honestos.

O Repositório de qualidade é classificado em duas categorias:

- **atualização-repositório:** recolhe feedbacks fornecidos pelos usuários verdadeiros aumentando os pontos de reputação (parecer positivo sobre os produtos).
- **desatualização-repositório:** recolhe feedbacks fornecidos pelos usuários verdadeiros diminuindo os pontos de reputação.

(iii) **análise de comportamento:** Esta técnica tenta mostrar o quão fortemente um usuário é semelhante a outros usuários e esta técnica é aplicada de duas formas:

1. *Análise do comportamento de um único usuário com os outros produtos (supondo que todos os produtos são de qualidade diferente):* Quando o usuário fornece suas avaliações sobre um produto em particular, o módulo de análise de dados analisa os valores atuais das avaliações dos usuários verdadeiros, se houver uma diferença nesse momento, o módulo de análise de comportamento verifica como o usuário está se comportando com outros produtos.

A análise do comportamento de vários ID's dos usuários com produtos comumente classificados: Quando o usuário fornece avaliações de um determinado produto, o módulo de análise de dados analisa o valor atualmente avaliado com as avaliações dos usuários verdadeiros, se há uma diferença, o módulo de análise de comportamento verifica a semelhança do ID do usuário com os outros ID's dos usuários. Para encontrar usuários mal-intencionados o método utiliza a similaridade do cosseno.

A abordagem considera que feedbacks desatualizados fornecidos pelos usuários nem sempre podem ser relevantes para a avaliação de reputação, porque o avaliador do produto pode alterar a qualidade do produto ao longo do tempo. O método utiliza um esquecimento gradual de feedbacks antigos em repositório de qualidade. Para isso, o modelo introduz um fator de esquecimento, i.e., feedbacks antigos não são considerados para representar a qualidade do produto. A seleção do fator de esquecimento baseia-se na rapidez da alteração da qualidade do produto.

No final das 03 etapas, o modelo detecta anomalias nas avaliações e restringe usuários mal-intencionados, reduzindo significativamente o impacto de avaliações injustas.

Esta abordagem segue a mesma linha que TAUCA e o trabalho proposto por Yang et al (2009) para identificar avaliações colaborativas injustas. O diferencial deste modelo é ele detectar usuários mal-intencionados em fase inicial de ameaça restringindo os usuários que não conhecem o produto, tanto os usuários mal-intencionados como os usuários verdadeiros.

A Tabela 1 apresenta resumidamente os aspectos diferenciadores de cada abordagem estudada.

Tabela 1: Aspectos Diferenciados dos Sistemas de Reputação e Modelos de Defesa que Detectam Avaliações Injustas.

Modelos e Sistemas de Reputação	Fator Diferenciador
REGRET (SABATER; SIERRA, 2002)	Projetado para sistemas complexos de comércio eletrônico, utiliza três dimensões de confiança, desenvolve um sociograma de modelo social, propõe um Sistema de Reputação e Vizinhaça e fornece dimensões ontológicas para combinar vários aspectos comportamentais de reputação. Avalia a honestidade da testemunha através de regras fuzzy. Fornece uma medida de confiabilidade. Emprega um sistema de classificação com multicritérios.
ABORDAGEM PROPOSTA POR (WHITBY; JOSANG; INDULSKA, 2005)	Projetado para Sistemas de Reputação bayesianos, propõe filtrar iterativamente avaliações injustas positivas e negativas com base na regra da maioria, aplica probabilidade de distribuição beta que modela eventos binários, fornece duas fontes de informação, reduz gradualmente o peso das avaliações recebidas em função do tempo com um fator de longevidade.
FIRE (HUYNH; JENNINGS; SHADBOLT, 2006)	Projetado para Sistemas Multi-agentes, utiliza quatro fontes de informações, introduz um novo tipo de reputação com base em referências de terceiros, fornece medidas de confiabilidade para as fontes de informação, emprega um sistema de avaliação com multicritérios, suporta dinamismo em SMA abertos.
TRAVOS (TEACY at al 2006)	Projetado para sistemas abertos de grande escala, fornece duas fontes de informação, explora uma abordagem probabilística para determinar a confiança do agente na interação, fornece métricas de confiança para fontes de informações de interações diretas, interações indiretas e interações combinadas; aplica filtragem nas fontes de reputações imprecisas; emprega um sistema de classificação binária.
PERSONALIZED (ZHANG; COHEN, 2008)	Projetado para sistemas de comércio eletrônico, propõe avaliar a confiabilidade de uma testemunha através de probabilidades estatísticas bayesiana e emprega um sistema de classificação binário. Fornece métricas de confiança para fontes de informações sobre interações diretas e indiretas; aplica regra da maioria para filtrar reputações imprecisas; lida com mudanças no comportamento dos vendedores através de intervalos de tempo;
ABORDAGEM PROPOSTA POR (YANG et al 2009)	Projetado para sistema de comercio eletrônico; utiliza fonte de informação global; detecta avaliações colaborativas injustas baseadas na modelagem de sinal; utiliza um sistema abrangente para a integração da confiança no processo de agregação de avaliações; detectores identificam diferentes tipos de ataques.
TAUCA (LIU; SUN, 2010)	Projetado para sistema de comercio eletrônico; protege feedbacks baseados em Sistemas de Reputação online; utiliza fonte de informação global; detecta anomalias nas avaliações através da correlação dos usuários; identifica os produtos que são atacados pelos usuários desonestos; identifica o momento em que usuários mal-intencionados atacam os produtos com avaliações desonestas; aplica a combinação da análise temporal com a análise da correlação do usuário.
ICLUB (LIU at al, 2011)	Projetado para comércios eletrônicos; filtra testemunhos injustos; lida com ataques de conluio em grande medida; utiliza duas fontes de informação; utiliza níveis de classificações multi-nominais; aplica técnica de clustering; integra componentes local e global; aplica a regra da maioria para identificar avaliações injustas.
QUALIDADE REPOSITÓRIO (HK; SINGH, 2013)	Projetado para comércios eletrônicos; detecta usuários colaborativos mal-intencionados que inserem avaliações injustas; integra a detecção de anomalias baseado em limites heterogêneos; detecta alterações de classificações estatísticas; utiliza indexação semântica latente e a similaridade do cosseno; utiliza fator de envelhecimento nas avaliações;

3.4 COMPARANDO AS ABORDAGENS PROPOSTAS

Os sistemas de reputação REGRET, FIRE e TRAVOS propõem identificar quais agentes são os melhores prestadores de serviço. Tais sistemas calculam a reputação de um agente criando uma expectativa de como ele irá se comportar no futuro e assim ajudam outros agentes a decidirem realizar ou não uma interação com o futuro parceiro. Cada modelo apresenta diferentes métricas para calcular a reputação, mas também apresentam comportamentos semelhantes em diversos aspectos.

Observamos alguns critérios que foram utilizados nos Sistemas de Reputação para identificar o melhor parceiro para interação:

- **Natureza da Reputação:** reputação que está sendo analisada por quem utiliza o modelo. Por exemplo, a reputação de um agente ou de grupo de agentes (social);
- **Fontes de Informação:** informações utilizadas para calcular a reputação de um agente. Por exemplo: reputação direta ou reputação testemunha;
- **Valor da Avaliação:** valor que representa a confiança/reputação de um agente;
- **Manutenção:** método utilizado para agregar valores da reputação ao longo do tempo;
- **Aplicações Matemáticas:** métodos matemáticos aplicados para calcular a reputação e/ou a confiabilidade da valor da reputação;
- **Medidas de Confiança:** medidas aplicadas para calcular a confiança da reputação sob diversos aspectos. Por exemplo: confiabilidade do agente alvo, confiabilidade do agente testemunha, confiabilidade da vizinhança, confiabilidade das avaliações.

As abordagens propostas por Josang e Indulska (2005), Whitby, Josang e Indulska (2005), Zhang e Cohen (2008), Yang et al (2009), Liu e Sun (2010), Liu et al (2011) e Hk e Singh (2013) se preocupam em identificar as falsas avaliações das testemunhas (i.e. avaliações fornecidas que não refletem a verdadeira opinião do avaliador). Abaixo temos alguns critérios que foram utilizados pelas propostas estudadas *para identificar falsas avaliações*:

- **Proposta:** Objetivo da proposta. Por exemplo: propõe detectar avaliações colaborativas injustas.
- **Natureza da Reputação:** reputação/avaliação que está sendo analisada por quem utiliza o modelo. Por exemplo, a reputação de um agente ou de grupo de agentes (social);
- **Fontes de Informação:** informações utilizadas para analisar a(s) avaliação(s) de um agente. Por exemplo: reputação direta ou reputação testemunha;
- **Resultado Esperado:** resultado da análise das avaliações;

- **Aplicações Matemáticas:** métodos matemáticos aplicados para detectar falsos testemunhos;
- **Medidas de Confiança:** aplica medidas para calcular a confiança da reputação sob diversos aspectos. Por exemplo: confiabilidade do agente alvo, confiabilidade do agente testemunha, confiabilidade da vizinhança, confiabilidade das avaliações;
- **Fator Tempo:** utiliza um fator de longevidade que reduz gradualmente o peso das avaliações recebidas em relação ao tempo.

As tabelas 2 e 3 apresentam um quadro comparativo onde podemos observar as particularidades de cada abordagem.

Tabela 2: Quadro Comparativo dos Sistemas de Reputação

Modelo	Critério	Natureza da Reputação	Fontes de Informação	Valor da Avaliação	Aplicações Matemáticas	Medidas de Confiança	Manutenção
REGRET (SABATER; SIERRA, 2002)		Reputação Individual	Primária: Interação Direta Secundária: Reputação Testemunha, Reputação Vizinhaça	Valor da Reputação	Média ponderada Técnicas de Heurística Métodos Fuzzy	Confiabilidade do Valor da Reputação Confiabilidade do Agente Alvo Confiabilidade da Testemunha Confiabilidade da Vizinhaça	Valoriza resultado mais recente
FIRE (HUYNH; JENNINGS; SHADBOLT, 2006)		Reputação do Indivíduo	Primária: Interação Direta Secundária: Reputação Testemunha, Confiança baseada em Papel, Reputação Certificada	Valor da Confiança	Média Aritmética + Função Peso	Confiabilidade do Valor da Reputação	Valoriza resultado mais recente
TRAVOS (TEACY at al, 2006)		Confiança do Indivíduo	Primária: Interação Direta Secundária: Reputação Testemunha	Nível de Confiança	Distribuição de Probabilidade Beta	Detecta Avaliações Imprecisas	Valoriza resultado mais recente

Tabela 3: Quadro Comparativo das Propostas para Detectar Avaliações Injustas

Modelo / Critério	Proposta	Natureza da Reputação	Fontes de Informação	Resultado Esperado	Aplicações Matemáticas	Medidas de Confiança	Fator Tempo
ABORDAGEM PROPOSTA POR (WHITBY, JOSANG e INDULSKA, 2005)	Filtrar iterativamente as avaliações injustas	Grupo de Avaliação	Reputação Pública	Valor esperado da distribuição	Distribuição de Probabilidade Beta Regra da Maioria		SIM
PERSONALIZED (ZHANG; COHEN, 2008)	Avaliar a confiabilidade de um agente consultor	Reputação da Testemunha	Reputação Privada Reputação Pública	Valor Esperado da Distribuição	Distribuição de Probabilidade Beta	Confiabilidade do Valor Esperado	SIM
ABORDAGEM PROPOSTA POR (YANG et al 2009)	Detectar Avaliações Colaborativas Injustas Detecta mudança de comportamento nas avaliações colaborativas	Grupo de Avaliações	Reputação Privada Reputação Pública	Sinal de alteração nas avaliações	Média ponderada dos valores das avaliações Pesos dependem dos valores da confiança.	Confiança dos Avaliadores	SIM
TAUCA (LIU; SUN, 2010)	Detecta avaliações desonestas Identifica os produtos sob ataque e o momento em que usuários	Grupo de Avaliações	Reputação Privada Reputação Pública	Identifica usuários mal-intencionados e recupera pontos de reputação	Combinação de Análise Temporal com a Análise da Correlação do Usuário		

	mal-intencionados atacam com avaliações desonestas Detecta mudança de comportamento nas avaliações colaborativas						SIM
ICLUB (LIU at al, 2011)	Detecta depoimentos injustos	Grupo de Avaliações	Reputação Privada Reputação Pública	Filtra depoimentos injustos e Identifica avaliadores honestos	Técnica de Clustering Regra da Maioria		SIM
QUALIDADE REPOSITÓRIO (HK; SINGH, 2013)	Detectar avaliações injustas	Grupo de Avaliações	Avaliações de um produto	Detectar anomalias nas avaliações	Indexação semântica latente Similaridade do cosseno.		SIM

3.5 O DIFERENCIAL DA NOSSA ABORDAGEM

Apesar do grande potencial do uso de agentes em Sistemas Multi-agentes e do grande interesse que tem surgido nos últimos anos sobre os Sistemas de Reputação, muitos trabalhos nesta área se restringem ao controle das interações dos agentes e a avaliação da reputação do agente.

Os Sistemas de Reputação apresentados tentam identificar agentes confiáveis e analisam várias fontes de informações sobre um determinado agente para calcular uma reputação. Todas as fontes de informação utilizadas nos modelos informam sobre o comportamento de seus parceiros em relação à prestação de serviços oferecidas e nenhum modelo se preocupa se o futuro parceiro é um bom avaliador ou não, i.e., se são coerentes ou não ao avaliar seus parceiros.

Além disso, alguns trabalhos se preocupam com a propagação de testemunhos desonestos (quando a informação fornecida não é verdadeira) sobre o comportamento de outro agente. Tais propostas possuem abordagens semelhantes ao tentar identificar testemunhos desonestos. Estes trabalhos diferenciam-se apenas pela métrica aplicada ao identificar falsos testemunhos sobre um agente/produto.

O modelo TRAVOS e a abordagem proposta por Whitby, Josang e Indulska (2005) identificam a honestidade e a precisão de um testemunho ao comparar avaliações semelhantes. Estes modelos consideram que quanto maior o número de avaliações um agente apresentar, mais preciso é o resultado em relação àqueles com poucas avaliações. A nossa abordagem também considera que quanto mais avaliações um agente apresentar maior será a precisão da reputação estimada.

Em TRAVOS, ICLUB, PERSONALIZED e no trabalho proposto por Zhang e Cohen (2008) um agente utiliza a própria avaliação e a avaliação fornecida por agentes consultores sobre o comportamento de um terceiro agente e em seguida verifica se as avaliações são semelhantes para saber se o agente consultor é confiável ou não. Consideramos na nossa abordagem que avaliações semelhantes significam pontos de vistas semelhantes e isso não quer dizer que o agente é justo ou não.

As abordagens de TAUCA, Yang et al (2009) e Jnanamurthy e Singh (2013) também propõe identificar falsas avaliações e além disso, tentam identificar mudança de comportamento nas avaliações. No caso destas abordagens, as mudanças de

comportamento indicam que os agentes passaram a avaliar de outra maneira um mesmo agente/produto. Porém, na nossa proposta, a mudança de comportamento está relacionada com a mudança na avaliação feita por um mesmo agente sobre os seus parceiros.

Estes trabalhos partem do princípio de que avaliações semelhantes são avaliações verdadeiras e avaliações que se distanciam das demais são avaliações injustas. Observamos que em nenhum momento os autores se preocupam em analisar o ponto de vista dos agentes avaliadores. Um avaliador pode simplesmente pensar de forma diferente, e isso não quer dizer que ele seja um avaliador injusto.

Faltam abordagens que auxiliem o agente, a saber, como o outro agente avalia o comportamento dos seus parceiros. Com a intenção de escolher o melhor parceiro para sua interação, o agente precisa avaliar outros agentes para saber se eles julgam de forma adequada, ou seja, se são corretos ou não em suas análises sobre o comportamento dos seus parceiros.

A nossa proposta defende que um agente avaliador ao avaliar um parceiro de forma diferente dos demais não significa que o avaliador está sendo injusto com o parceiro, ele pode simplesmente apresentar pontos de vista diferente dos demais. Utilizamos uma técnica que identifica se um agente está sendo coerente ao avaliar seus parceiros, pois ao avaliar os parceiros de forma semelhante para uma dada situação mostra que ele é coerente com todos os parceiros, independente do ponto de vista dos demais agentes.

Propomos um mecanismo para o agente calcular e analisar como um agente julga os outros agentes através de métodos estatísticos com análises de gráficos utilizando como conjunto de dados, os valores das avaliações apresentadas pelo agente no mesmo tipo de interação. Através dessa análise, o agente poderá escolher o melhor parceiro para a sua interação.

CAPÍTULO 4 – O MECANISMO RAVPAC

Como nos Sistemas Multi-agentes, os agentes de softwares são (ou podem ser) autônomos, eles podem avaliar os seus parceiros usando diferentes estratégias individuais. Portanto, mesmo que um dado agente interaja da mesma maneira com dois agentes diferentes, i.e., mesmo que este agente viole a mesma norma executando fatos semelhantes nas duas interações, os seus parceiros podem avaliar o seu comportamento de diferentes maneiras fornecendo valores de reputações variados.

O mecanismo RAVPAC (**R**eputação - **A**valiação - **P**adrão de **C**omportamento) deve ser utilizado para o cálculo de reputações de um agente de software. O diferencial deste mecanismo é que a reputação é calculada levando-se em consideração não só a reputação do agente como provedor de serviço, mas também a forma como ele avalia seus parceiros em uma dada situação com a mesma violação de normas e executando fatos semelhantes.

Assumimos que os de valores de reputação considerados foram fornecidos pelos avaliadores aos seus parceiros em uma situação particular. É importante considerar os valores de reputação que foram fornecidos aos agentes que participam do mesmo tipo de situação, uma vez que só é possível prever um futuro valor de reputação quando comportamentos similares forem realizados pelos parceiros. Supomos que um agente tende avaliar comportamentos semelhantes de forma semelhante e, portanto, fornecer valores de reputações semelhantes e coerentes aos seus parceiros.

A Definição 1 apresenta a definição de situação utilizada nesta abordagem e anteriormente proposta em (SILVA; HERMOSO; CENTENO, 2009).

Definição 1: Temos uma situação, $S_s^{A_i} = (A_i, R_j, I_k, t)$, quando:

- $A_i \in A$ - é um agente pertencente a um conjunto de agentes;
- $R_j \in R$ - representa um papel desempenhado por A_i e;
- $I_k \in I$ - representa uma interação (i.e, uma mensagem enviada ou recebida) realizada por A_i desempenhando um papel R_j em um determinado momento t .

Ao restringir os valores de reputação a uma mesma situação, o mecanismo deve ser capaz de (i) identificar o padrão de comportamento a ser seguido pelo avaliador

e (ii) prever o valor de reputação que um agente receberá se ele participar do mesmo tipo de situação S_s . No entanto, observa-se que comportamentos diferentes em um mesmo tipo de situação, provavelmente, irão também gerar diferentes valores de reputação.

Por exemplo, vamos considerar dois agentes (A e B) que participaram de uma interação relacionada a venda de um bem, desempenharam papel de vendedor e não entregaram os bens com 03 dias após ter recebido o pagamento, como esperado. Supomos que o agente A entregou o bem em 04 dias e agente B em 07 dias.

Em tal cenário, os dois agentes participaram do mesmo tipo de situação, porém o agente B entregou o bem mais tarde do que o agente A. Assim, os valores de reputação que receberão, provavelmente, serão distintos, uma vez que os seus comportamentos foram diferentes. Portanto, se os valores de reputação também são baseados no mesmo comportamento, mais preciso será o comportamento estimado do avaliador.

Apresentaremos a seguir, cinco exemplos de padrões de comportamento que indicam diferentes estratégias que podem ser utilizadas pelos avaliadores ao julgar a reputação de seus parceiros em uma mesma situação (SARAIVA; SILVA, 2012). Perceba que situações diferentes levam a avaliações potencialmente diferentes. Portanto, ao traçar o padrão de comportamento de um agente avaliador consideramos apenas os comportamentos similares. Para isso o mecanismo é capaz de filtrar, das reputações enviadas pelo avaliador, os fatos semelhantes referentes à mesma violação de norma. Note ainda que não é nossa intenção fornecer todos os possíveis padrões de comportamento, mas exemplificar alguns deles.

1. **Normal:** Todos os valores são similares. Neste caso, o avaliador está avaliando todos os seus parceiros da mesma maneira. Um caso particular de tal padrão ocorre quando todos os valores das reputações são exatamente os mesmos.
2. **Ruído:** Uma das reputações fornecidas é completamente diferente das demais reputações que o avaliador forneceu. Neste caso, consideramos que tal reputação caracteriza um erro na avaliação do comportamento de um agente.
3. **Tendência:** Os valores de reputação fornecidos a um dado agente são completamente diferentes dos valores de reputação fornecidos aos outros agentes que receberam valores de reputação similares. Neste caso, considera-se que tal agente está sendo

prejudicado pelo avaliador (quando os valores fornecidos a ele são mais baixos que os demais valores) ou beneficiado (quando os valores fornecidos a ele são mais altos que os demais valores).

4. **Mudança de Comportamento:** Os valores de reputação seguem o mesmo padrão até um determinado período de tempo. No entanto, após esse período os valores de reputação seguem outro padrão. Neste caso, considera-se que depois de um agente seguir o mesmo padrão de comportamento para uma determinada situação, ele altera o seu comportamento e começa a avaliar os seus parceiros de uma maneira completamente diferente.
5. **Aleatório:** Quando uma estratégia aleatória é utilizada, cada agente recebe um valor de reputação diferente, mesmo quando o agente participa mais de uma vez da mesma situação. Dessa forma, o avaliador fornece valores de reputação aleatórios.

4.1 MECANISMO PARA ESTIMAR O PADRÃO DE COMPORTAMENTO

Embora apresentem médias iguais, os conjuntos de dados podem apresentar comportamentos diferentes podendo um conjunto ser mais homogêneo que o outro. Portanto, ao medir a variabilidade de um conjunto de dados é necessário além de uma medida de posição, uma medida que avalie esta distribuição, ou seja, uma medida que avalie a variabilidade de um conjunto de dados. Quanto maior a variabilidade, maior será a dispersão dos valores no conjunto. É necessário também estipular um valor padrão que diferencie grupos homogêneos de grupos heterogêneos.

O mecanismo proposto utiliza o coeficiente geral de variação (CV) (Equação 05 no capítulo 02) e o coeficiente de variação individual (CVI) (Equação 06 no capítulo 02) para encontrar o padrão de comportamento do avaliador. Um agente em particular pode estipular, de acordo com o seu ponto de vista, o valor do CV ao considerar o gráfico como homogêneo ou heterogêneo. Para isso, o mecanismo é flexível, i.e., o agente define qual o valor que ele considera padrão para que um gráfico seja homogêneo.

Na simulação do mecanismo proposto, consideramos o coeficiente de variação baixo quando o CV for menor ou igual a 25% e o coeficiente de variação alto quando o CV apresentar valor maior que 25%. Assim sendo, o CV abaixo de 25% caracteriza que os valores de reputação estão próximos (i.e. semelhantes) e o CV acima de 25% caracterizam valores de reputação distantes (i.e. diferentes).

A seguir, detalharemos como é utilizada cada métrica ao analisar os valores de reputação para descobrir o comportamento do agente avaliador. Os exemplos das Figuras de 5 a 9 ilustram os padrões de comportamentos descritos. Cada gráfico mostra os últimos valores das reputações dos 10 agentes que participaram de uma mesma situação ilegal (i.e., violaram as mesmas normas executando fatos semelhantes). Consideramos que, nesses exemplos, uma curva é considerada normal, quando o coeficiente de variação for menor ou igual a 25% (CV menor ou igual a 25) e a maioria dos coeficientes de variação individual (CVIs) também apresente um valor menor ou igual a 25% (CVI menor ou igual a 25).

É necessário também definir um padrão que considere um percentual para indicar que um subconjunto de um conjunto de valores representa a maioria dos dados, para tanto consideramos que a partir de 70% indica a maioria de dados de um conjunto.

4.1.1 NORMAL

Se o CV é baixo, significa que os valores do conjunto estão próximos uns dos outros. Portanto, se o CV e todos os CVIs (ou quase todos) relacionados a cada reputação são baixos, então os valores de reputação são homogêneos, ou seja, todos os valores de reputação são semelhantes e próximos à média. Assim, podemos concluir que o agente avaliador (AV) está seguindo um padrão normal de comportamento.

Observando a Figura 3 e a Tabela 4, percebe-se que o gráfico apresenta curva normal e a tabela mostra que o coeficiente de variação geral (CV) apresenta desvio baixo com CV igual a 19% e a maioria dos desvios individuais (CVIs), em relação à média, também apresenta desvio baixo. Portanto, concluímos que a curva do gráfico nesse exemplo é homogênea, caracterizando curva normal.

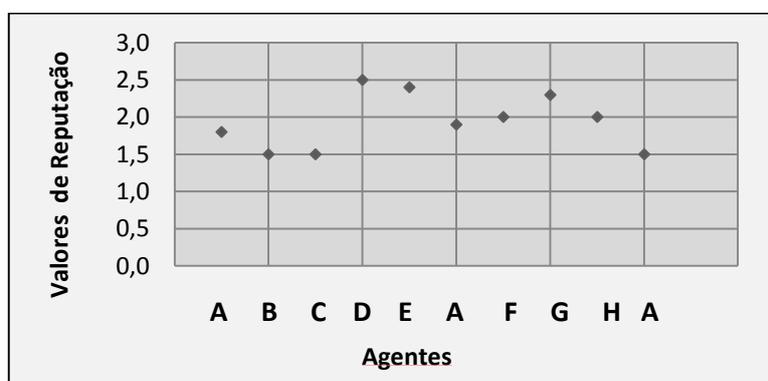


Figura 3: Padrão de comportamento normal.

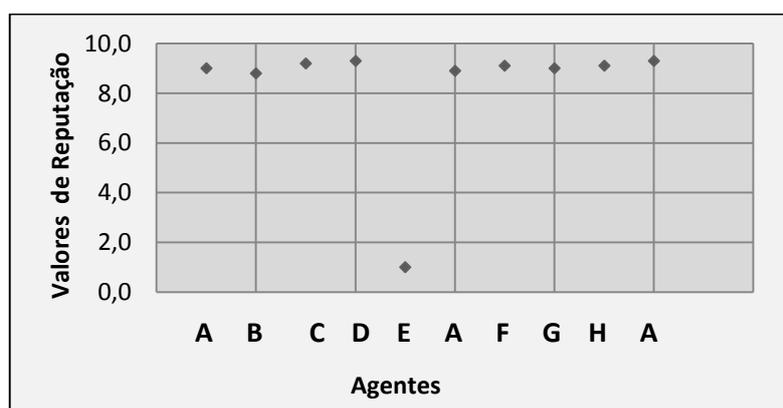
Tabela 4: CV e CVIs do comportamento normal

Agentes	Avaliações	CVI (%)
A	1,8	7
B	1,5	23
C	1,5	23
D	2,5	29
E	2,4	24
A	1,9	2
F	2,0	3
G	2,3	19
H	2,0	3
A	1,5	23
	CV	19%

4.1.2 RUÍDO

Se uma única reputação no conjunto dos valores das reputações apresenta o CVI bastante elevado, significa que tal reputação é completamente diferente das outras. Então, podemos considerar isto como um erro.

Caracteriza-se uma reputação ruído quando o CV do conjunto dos valores das reputações é alto (CV maior que 25%) e, dentre os CVIs, apenas um deles apresenta um valor bem distante dos demais. Ao eliminar o elemento que apresenta o CVI distante dos demais, o CV torna-se menor ou igual a 25%, apresentando uma curva homogênea. Note que a Figura 4 apresenta um gráfico com um valor bem distante da curva.

**Figura 4: Padrão de comportamento ruído.**

Na Tabela 5, temos o CV igual a 31% (desvio alto) e apenas um elemento possui o CVI elevado com 88%, ou seja, um valor bem distante dos demais elementos. Desse modo, este gráfico possui ruído.

Tabela 5: CV e CVIs do comportamento ruído

Agentes	Avaliações	CVI (%)
A	9,0	9
B	8,8	6
C	9,2	11
D	9,3	12
E	1,0	88
A	8,9	8
F	9,1	10
G	9,0	9
H	9,1	10
A	9,3	12
	CV	31%

Ao descartar o ruído na Tabela 6, notamos valores homogêneos com CV igual a 2% e todos os CVIs abaixo de 25%. Conclui-se então que ao descartar o ruído a curva torna-se normal.

Tabela 6: CV e CVIs retirando o ruído

Agentes	Avaliações	CVI (%)
A	9,0	1
B	8,8	3
C	9,2	1
D	9,3	2
A	8,9	2
F	9,1	0
G	9,0	1
H	9,1	0
A	9,3	2
	CV	2%

4.1.3 TENDÊNCIA

Se (i) o CV do conjunto dos valores de reputação fornecido por um **agente avaliador (AV)** é elevado e, (ii) todos os CVIs referente as reputações de um dado agente são os mais elevados e semelhantes, e (iii) os valores mais baixos ou os valores mais altos das reputações são os valores de reputação de tal agente, indica que tais valores de reputação que o agente recebe são completamente diferentes dos outros. E esses valores são os menores ou os maiores valores fornecidos de um dado avaliador, e nenhum outro agente apresenta uma reputação semelhante. Pode-se, então, concluir que existe uma tendência em avaliar o comportamento desse agente de um modo diferente.

Considera-se tendência numa curva de valores quando o CV é alto, e os CVIs estão bem próximos e alguns bem distantes, sendo que as reputações associadas aos CVIs distantes são referentes a um mesmo agente. Para identificar a tendência, retiram-se os elementos distantes de um mesmo agente. Depois disso, se o gráfico apresentar desvio baixo (homogêneo), concluímos então que há tendência em prejudicar ou beneficiar um agente em particular.

Observe o gráfico da Figura 5 e a Tabela 7 onde mostra um exemplo de tendência. O CV é igual a 77% (desvio alto) e as notas que possuem desvio individual alto são referentes ao mesmo agente (agente A). Ao descartar as notas do agente A, o gráfico apresenta curva homogênea com CV igual a 21% (observe tabela 6). Sendo as notas do agente A as mais altas, conclui-se então, que há uma tendência em beneficiar o agente A.

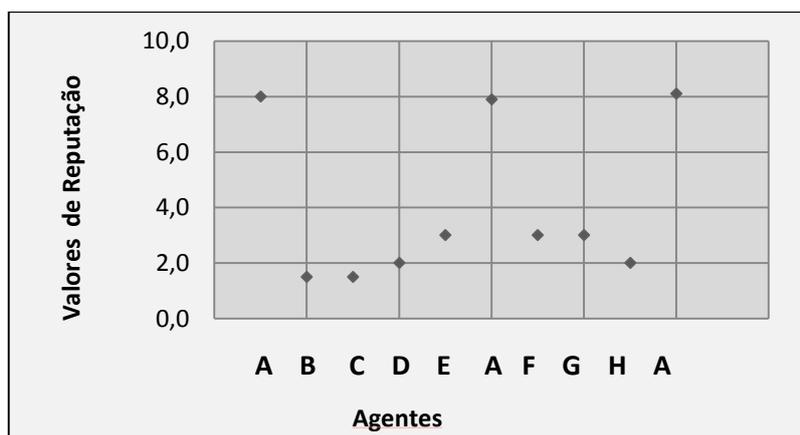


Figura 5: Padrão de comportamento tendência.

Tabela 7: CV e CVIs do comportamento tendência

Agentes	Avaliações	CVI (%)
A	8,3	114
B	1,5	61
C	1,5	61
D	2,6	33
E	2,0	48
A	8,2	112
F	2,5	35
G	2,1	46
H	2,0	48
A	8,0	107
	CV	77%

Ao retirar os valores tendenciosos, o gráfico torna-se homogêneo com CV igual a 21% e a maioria dos CVIs abaixo de 25%. Conclui-se então que a curva para o restante dos valores é normal (Tabela 8);

Tabela 8: CV e CVIs retirando a tendência

Agentes	Avaliações	CVI (%)
B	1,5	42
C	1,5	42
D	2,6	0
E	2,0	23
F	2,5	4
G	2,1	19
H	2,0	23
	CV	21%

4.1.4 MUDANÇA DE COMPORTAMENTO

Os comportamentos ruído, tendência, aleatório e mudança de comportamento apresentam CVs elevados. Portanto, se o CV de um conjunto de valores for elevado, antes de considerar o caso como um padrão de mudança comportamental, é importante eliminar a hipótese de um ruído ou um comportamento de tendência no conjunto dos valores. Caso não seja um ruído ou um comportamento de tendência e o CV não é baixo, pode ser um comportamento aleatório ou mudança no comportamento.

Então, o mecanismo inicia a avaliação, considerando apenas os três primeiros valores de reputação a fim de descobrir um padrão. Lembrando que somente com dois valores não é possível definir um padrão comportamental. O algoritmo dentro de um loop verifica se os três primeiros valores apresentam ou comportamento normal ou ruído ou tendência. Enquanto for verdade, adiciona-se outro valor de reputação no conjunto e continua verificando tais comportamentos. Se num determinado momento o resultado for falso, i.e., se não for normal, ou ruído ou tendência, conclui-se que há mudança no comportamento.

Por outro lado, se no início, os três valores são considerados aleatórios, mesmo adicionando outros valores, o resultado permanecerá aleatório. Pois o algoritmo não consegue perceber mudança no comportamento. Nesse caso, o algoritmo inverte a lista e utiliza os mesmos passos detalhados acima.

Após verificar se há mudança no comportamento do AV, analisam-se somente os valores apresentados após a mudança para conhecer o atual comportamento do AV (Tabelas 9 e 10). O comportamento passado é descartado, pois, consideramos que o AV mudou o comportamento e passou a avaliar de uma forma diferente. No exemplo da Figura 6 e Tabela 9, o agente mudou de comportamento normal para o comportamento aleatório.

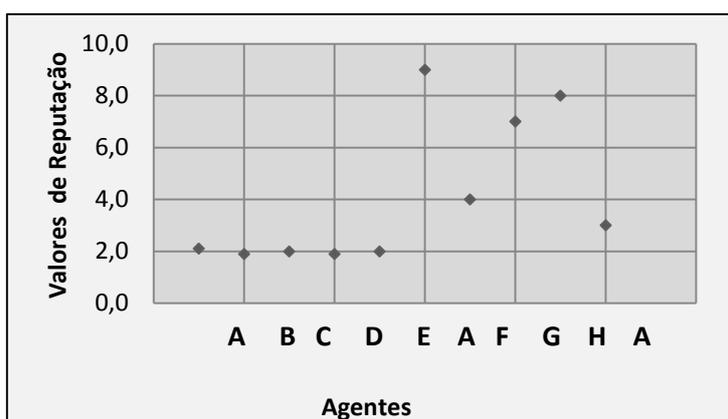


Figura 6: Padrão mudança de comportamento.

Tabela 9: CV e CVIs da mudança de comportamento

Agentes	Avaliações	CVI (%)
A	2,1	49
B	1,9	54
C	2,0	51
D	1,9	54
E	2,0	51
A	9,0	120
F	4,0	2
G	7,0	71
H	8,0	96
A	3,0	27
CV		69%

Tabela 10: CV e CVIs após a mudança de comportamento

Agentes	Avaliações	CVI (%)
A	9,0	45
F	4,0	35
G	7,0	13
H	8,0	29
A	3,0	52
CV		58%

4.1.5 ALEATÓRIO

Se o CV for elevado e não há mudança de comportamento, pode-se concluir que estamos lidando com uma estratégia aleatória. No exemplo da Figura 7 e Tabela 11, o AV apresenta comportamento aleatório.

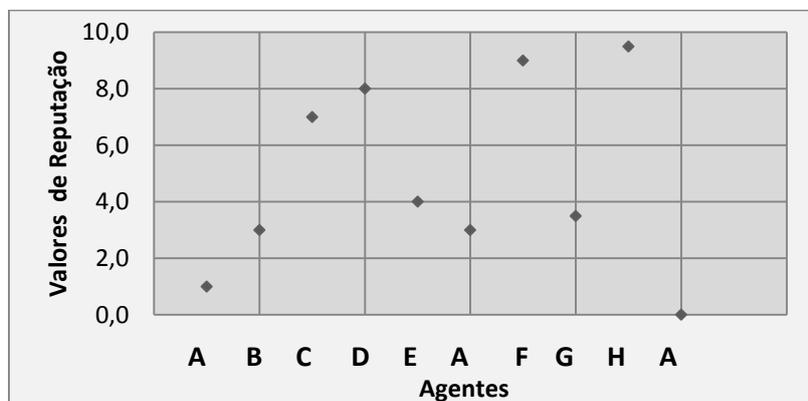


Figura 7: Padrão de comportamento aleatório.

Tabela 11: CV e CVIs do comportamento aleatório

Agentes	Avaliações	CVI (%)
A	1,0	79
B	3,1	38
C	7,0	45
D	8,0	67
E	4,0	17
A	3,0	38
F	9,0	88
G	3,5	27
H	9,5	98
A	0,0	100
	CV	70%

4.2 MECANISMO PARA ESTIMAR O FUTURO VALOR DE REPUTAÇÃO

Após identificar o padrão de comportamento do AV, o agente utilizando o mecanismo (AM) pode utilizar tal informação juntamente com os valores das avaliações fornecidas para estimar a sua futura reputação se o AM interagir com o AV. Além de fornecer o futuro valor de reputação, o mecanismo fornece também o grau de certeza de tal valor. Para estimar a reputação, o mecanismo adota diferentes estratégias, que variam de acordo com o padrão de comportamento identificado.

O grau de certeza é calculado utilizando o coeficiente de variação (CV) de acordo com a Equação 05 do capítulo 02. O coeficiente de variação permite comparar a variabilidade de um conjunto de dados fornecendo uma ideia da dispersão dos dados. Quando o CV apresenta um valor elevado indica que o conjunto dos valores apresenta um alto índice de dispersão, conseqüentemente, o grau de certeza será baixo. De forma contrária, quanto menor a dispersão dos dados maior será o grau de certeza. O grau de certeza é definido por:

$$\mathit{grauCerteza} = 100\% - CV \quad (\text{Eq.7})$$

Por exemplo, considerando que o AM já tenha interagido com o AV, a reputação estimada do AM será a média dos valores das reputações que ele recebeu nas interações passadas. Isso é feito, pois assumimos que o AM ao interagir com o AV em situação semelhante recebe reputações semelhantes. Sendo assim, grau de certeza neste caso é avaliado usando somente a média dos CVIs relacionados com os valores das reputações que o próprio AM recebeu. Assim, o grau de certeza nesse caso é definido por:

$$\mathit{grauCerteza} = 100\% - (CVI_1 + \dots + CVI_n)/n \quad (\text{Eq.8})$$

4.2.1 NORMAL

Se ao usar o mecanismo, o AM nunca interagiu com o AV, a reputação estimada será a média considerando todos os valores do conjunto das avaliações do AV (se não houver uma pontuação mais frequente) ou será a moda (caso contrário). Se existir moda, acreditamos que existe uma tendência ao fornecer um valor relacionado com a moda. Caso o AM já tenha interagido com o AV, a reputação estimada será a média considerando apenas as avaliações do AM.

De acordo com o comportamento normal da Tabela 2, considerando que o AM ainda não tenha interagido com o AV, a reputação estimada é 1,5 (moda). Note que o CV é igual a 19%, assim o grau de certeza calculado é 81% (GC = 100% - 19%).

4.2.2 RUÍDO

Neste caso, é importante avaliar três diferentes alternativas. Em primeiro lugar, se o valor da reputação ruído não tiver sido atribuído ao AM, a reputação estimada e o grau de certeza são avaliados depois de descartar o ruído e utiliza-se a mesma abordagem do padrão normal de comportamento. O ruído é descartado porque caracteriza um erro.

Em segundo lugar, caso o valor da reputação ruído tiver sido atribuído ao AM e este agente já interagiu com o AV em outras situações e nessas situações ele recebeu valores de reputação semelhantes aos valores recebidos por outros agentes, também consideramos a reputação ruído como um erro. Note que não é uma tendência, porque o AM interagiu com o AV em outras situações e este AM não recebeu valores semelhantes à reputação ruído. Assim, o ruído deve ser descartado e a mesma abordagem descrita no caso do padrão de comportamento normal deve ser aplicada.

Por outro lado, se a reputação ruído foi atribuída ao AM, mas esse agente não interagiu com o AV em qualquer outra situação, não podemos afirmar que o valor é um ruído ou que vai ser uma tendência. Nós optamos por considerá-lo como uma tendência e para estimar a reputação e o grau de certeza deve seguir o padrão de tendência.

De acordo, com o exemplo das Tabelas 3 e 4, considerando que o AM ainda não interagiu com o AV, o ruído é descartado e o valor da reputação estimada é 9,1 (média) com grau de certeza 98% ($GC = 100\% - 2\%$).

4.2.3 TENDÊNCIA

Se o AM é aquele que recebeu os valores de reputação diferenciados (i.e., os valores mais baixos ou os mais altos), o valor estimado de reputação é calculado usando apenas esses valores diferenciados e seguindo a estratégia do padrão normal. Uma vez que existe uma tendência em avaliar tal agente usando os valores tendenciosos, o valor estimado de reputação deve seguir essa tendência. No entanto, se o AM não é o agente que está sendo prejudicado ou beneficiado, esses valores tendenciosos são descartados e os outros valores são aplicados usando a abordagem do padrão do normal.

De acordo com os exemplos das Tabelas 5 e 6, considerando que o AM ainda não interagiu com o AV, os elementos tendenciosos são retirados. O valor da reputação estimada é 2,0 (média) e o grau de certeza 79% ($GC = 100\% - 21\%$).

4.2.4 MUDANÇA DE COMPORTAMENTO

Para considerar que o AV apresenta mudança de comportamento, é necessário descobrir o último padrão comportamental a ser seguido pelo AV antes de estimar a reputação. Uma vez que tal padrão seja encontrado, a reputação estimada é avaliada seguindo a estratégia definida por tal padrão de comportamento.

O exemplo da Tabela 8 apresenta os valores após a mudança de comportamento de um AV. Portanto, o cálculo é aplicado somente sobre estes valores. Considerando que o agente ainda não interagiu com o AV, o valor da reputação estimada é 6,2 (média) e o grau de certeza 42% (GC=100-58).

4.2.5 ALEATÓRIO

No caso do AV fornecer valores aleatórios, a nossa proposta usa a mesma estratégia utilizada pelo padrão normal, onde a média (ou moda) é usada para avaliar a reputação estimada. Como estamos lidando com valores aleatórios, qualquer valor estimado provavelmente terá baixa ocorrência. O grau de certeza tem a responsabilidade de indicar que este valor não é representativo. Em caso de padrão aleatório, o CV é sempre elevado e o grau de certeza é sempre baixo.

De acordo com o exemplo da curva aleatória na Tabela 9, considerando que AM ainda não interagiu com o AV, o valor da reputação estimada é 4,8 (média) e o grau de certeza é 30% (GC=100% - 70).

4.3 CÁLCULO DA REPUTACAO FINAL

O cálculo da reputação final de um AV considera a reputação estimada (reputação que o AM deve receber se interagir com o AV), o grau de certeza da reputação estimada e a reputação provedor de serviço do AV. Além disso, o AM deve também apresentar o grau de prioridade (alfa e beta) que ele considera sobre a reputação provedor de serviço e a reputação estimada. O mecanismo utiliza a fórmula descrita abaixo:

$$\text{RF} = (\text{alfa} * \text{reputacaoProvedorServiço}) + (\text{beta} * \text{reputacaoEstimada} * \text{grauCerteza})$$

(Eq.9)

- **reputacaoEstimada:** reputação que o AM ao utilizar o mecanismo estima receber após interagir com o AV (considerando a mesma situação em que os outros agentes participaram).

- **grauCerteza:** grau de certeza informa a precisão na informação sobre reputação estimada após a análise das avaliações apresentadas pelo AV. Quanto mais homogênea a curva do gráfico sobre as avaliações, menor é o coeficiente de variação e consequentemente, maior o grau de certeza da reputação estimada.

- **reputacaoProvedorServiço:** reputação referente à qualidade do serviço prestado pelo AV na interação passada. Para calcular a reputação provedor de serviço, o mecanismo RAVPAC utiliza uma forma bem simples usando apenas o valor da reputação provedor de serviço que é calculado de acordo com o tempo de entrega de uma mercadoria (está detalhado no capítulo 5).

- **alfa e beta:** refere-se ao grau de importância ou prioridade que o AM considera de acordo com o seu ponto de vista sobre a reputação estimada e a reputação provedor de serviço variando entre 0(zero) e 1(um).

Por exemplo, se o AM priorizar as duas reputações da mesma forma, significa que ele considera as duas reputações com a mesma importância. No entanto, se o AM priorizar mais a reputação provedor de serviço, significa que para ele é mais importante interagir um agente que forneça um excelente serviço ao invés de receber uma boa avaliação no final da interação.

Por outro lado, se o AM priorizar a reputação estimada, significa que para ele é mais importante receber uma boa avaliação ao final da interação com o parceiro do que interagir com alguém que ofereça um bom serviço.

A seguir, é apresentada na Tabela 12 uma comparação detalhando particularidades no cálculo da reputação estimada e do grau de certeza conforme os padrões de comportamentos apresentados nesse capítulo.

Tabela 12: Comparação entre os casos particulares que estima a reputação e o grau de certeza

Curva do Gráfico	O Agente já Interagiu com o Agente Avaliador?	Situação	Grau de Certeza	Reputação Estimada	Algoritmo
Normal	NÃO	Todos os valores apresentam desvio padrão próximos da média.	100-CV	Moda ou Média	Caso não possua moda, calcula-se a média de todos os valores do conjunto.
Normal	SIM	Como todas as outras notas, a nota do AM apresenta desvio padrão bem próxima da média.	100- $(CVI_1+\dots+CVI_n)/n$	Moda ou Média	Caso não possua moda, calcula-se a média. (o cálculo é aplicado somente nas notas do agente em questão).
Ruído	NÃO	Uma única nota apresenta um valor bem alto ou bem baixo em relação às outras notas.	100-CV	Moda ou Média	Retira-se o valor do ruído e aplica-se a mesma abordagem da normal.
Ruído	SIM	O ruído não é com o AM.	100- $(CVI_1+\dots+CVI_n)/n$	Moda ou Média	Retira-se o valor do ruído e aplica-se a mesma abordagem da normal.
Ruído	SIM	A nota do ruído é dada ao AM e ele só interagiu com AV uma única vez sendo esta uma nota bem alta ou bem baixa (pode vir a caracterizar uma tendência, mas, pode ser que seja um erro).	100-CVI	Valor do Ruído	Busca a nota do ruído.
Ruído	SIM	A nota do ruído é dada ao AM e ele já interagiu com o AV outras vezes com notas parecidas com as dos demais agentes. (não caracteriza uma tendência e sim ruído).	100 - $(CVI_1+\dots+CVI_n)/n$	Moda ou Média	Retira-se o valor do ruído e aplica-se a mesma abordagem da normal.

Tendência	NÃO	Um agente em particular está sendo beneficiado ou prejudicado ao receber notas bem diferentes dos outros agentes. (notas bastante alta ou bastante baixa).	100-CV	Moda ou Média	Retiram-se os valores da tendência e é utilizada a mesma abordagem da normal.
Tendência	SIM	O AM está sendo beneficiado ou prejudicado ao receber notas bem diferentes dos outros agentes. (Notas bastantes altas ou bastante baixa).	100- (CVI ₁ +...+CVI _n)/n	Moda ou Média	O cálculo é aplicado somente nas notas do agente em questão. E aplica-se a mesma abordagem da normal.
Tendência	SIM	Um agente em particular está sendo beneficiado ou prejudicado ao receber notas bem diferentes dos outros agentes.	100- (CVI ₁ +...+CVI _n)/n	Moda ou Média	Retiram-se os valores da tendência e é utilizada a mesma abordagem da normal.
Aleatório	SIM	O AV avalia todos os seus parceiros com valores bastante dispersos uns dos outros, inclusive o agente em questão.	100- (CVI ₁ +...+CVI _n)/n	Moda ou Média	Caso não possua moda, calcula-se a média. (o cálculo é aplicado somente nas notas do agente em questão).
Aleatório	NÃO	O AV avalia todos os seus parceiros com valores bastante dispersos uns dos outros.	100-CV	Moda ou Média	Caso não possua moda, calcula-se a média de todos os valores do conjunto.
Mudança de Comportamento	NÃO	O AV mudou de comportamento.	100-CV	Moda ou Média	Retira-se do conjunto as notas apresentadas antes da mudança de comportamento e utiliza-se no cálculo somente as notas a partir da mudança, aplicando a abordagem de acordo com o padrão de comportamento definido.
Mudança de Comportamento	SIM	O AV mudou de comportamento.	100 - (CVI ₁ +...+CVI _n)/n	Moda ou Média	Retira-se do conjunto as notas apresentadas antes da mudança de comportamento e utiliza-se no cálculo somente as notas a partir da mudança, aplicando a abordagem de acordo com o padrão de comportamento definido.

CAPITULO 5 – ESPECIFICAÇÃO E IMPLEMENTAÇÃO DO MECANISMO RAVPAC

As seções deste capítulo descrevem a especificação e implementação do mecanismo RAVPAC. Todas as ferramentas utilizadas tanto para a implementação como para a especificação são softwares livres, todos disponíveis na internet. A linguagem de programação escolhida foi a orientada a objetos *Java*, o ambiente de desenvolvimento foi o *Eclipse*. Para especificar as funcionalidades do mecanismo RAVPAC, optamos por apresentar alguns diagramas da *UML* construídos na ferramenta de apoio *StarUML*.

5.1 ESPECIFICAÇÃO E IMPLEMENTAÇÃO

Nesta seção são apresentadas as funcionalidades e detalhes do mecanismo proposto através de diagramas da *UML*, juntamente com partes do código fonte do mecanismo RAVPAC.

5.1.1 VISÃO GERAL DO MECANISMO

Ao utilizar o mecanismo RAVPAC para estimar a reputação final do AV, o AM deve apresentar como entrada as avaliações do AV sobre os agentes que interagiram com ele no passado e as informações sobre a prestação de serviço que o AV ofereceu ao AM (para calcular a reputação provedor de serviço). Além disso, o AM deve definir, de acordo com seu ponto de vista, o grau de prioridade em relação às reputações (indicando se irá priorizar a reputação provedor de serviço ou a reputação estimada) e o coeficiente de variação padrão. Este coeficiente de variação padrão é o valor que o AM considera como percentual máximo para que o conjunto das avaliações seja considerado uma curva homogênea.

Após a entrada dos dados será calculada a reputação final do AV. Para obter a reputação final é necessário executar quatro processos: (1) calcular a reputação provedor de serviço; (2) analisar o padrão de comportamento das avaliações; (3) calcular a reputação estimada, i.e., estimar o valor da reputação que o AM poderá receber ao interagir com o AV e (4) calcular o grau de certeza da reputação estimada. Após executar os processos descritos acima, a reputação final do AV é calculada.

5.1.2 ESTRUTURA LÓGICA DAS CLASSES

A Figura 8 apresenta a estrutura lógica das classes através do diagrama de classes do mecanismo RAVPAC. As classes *MecanismoAvaliacao* e *PadraoComportamento* são abstratas, portanto, não são instanciadas. O objetivo da classe *MecanismoAvaliacao* é implementar o mecanismo que será utilizado para o cálculo da reputação do AV. O método *estimaReputacaoFinal()* da classe *MecanismoAvaliacao* é abstrato e possui a finalidade de calcular a reputação final do AV. As classes *Simple* e *RAVPAV* herdam as funcionalidades da classe *MecanismoAvaliacao*, e portanto, implementam o método *estimaReputacaoFinal()*.

A classe *Simple*, que é utilizada pelos agentes que não usam o mecanismo proposto, implementa o método *estimaReputacaoFinal()* utilizando um algoritmo bastante simples de cálculo da reputação final. A reputação final utiliza apenas a reputação provedor de serviço que ao estender esta classe poderá ser implementado qualquer método disponível na literatura para o calcular da reputação provedor de serviço.

Já a classe *RAVPAV* utiliza o mecanismo proposto nesta dissertação para implementar o método *estimaReputacaoFinal()*. Note que outras classes que estendam *MecanismoAvaliacao* e outras implementações para o método *estimaReputacaoFinal()* podem ser definidas.

A classe *PadraoComportamento* tem como objetivo definir os padrões de comportamento através das avaliações julgadas pelo agente. Neste trabalho foram definidas cinco subclasses (*Normal*, *Ruido*, *Tendencia*, *Aleatorio* e *MudancaDeComportamento*), i.e., foram definidos cinco padrões de comportamento. O usuário que utilizar o mecanismo poderá estender esta classe com novos tipos de padrão de comportamento. Cada subclasse é obrigada a implementar os seguintes métodos abstratos definidos na classe *PadraoComportamento*:

- *execute()*: responsável por analisar se o padrão comportamental do AV é referente ao padrão definido na própria classe;
- *estimaReputacao()*: responsável por estimar a reputação que o AM poderá receber ao interagir com o AV, seguindo as características do padrão de comportamento;
- *grauCerteza()*: responsável por calcular o grau de certeza da reputação estimada, seguindo as características do padrão de comportamento.

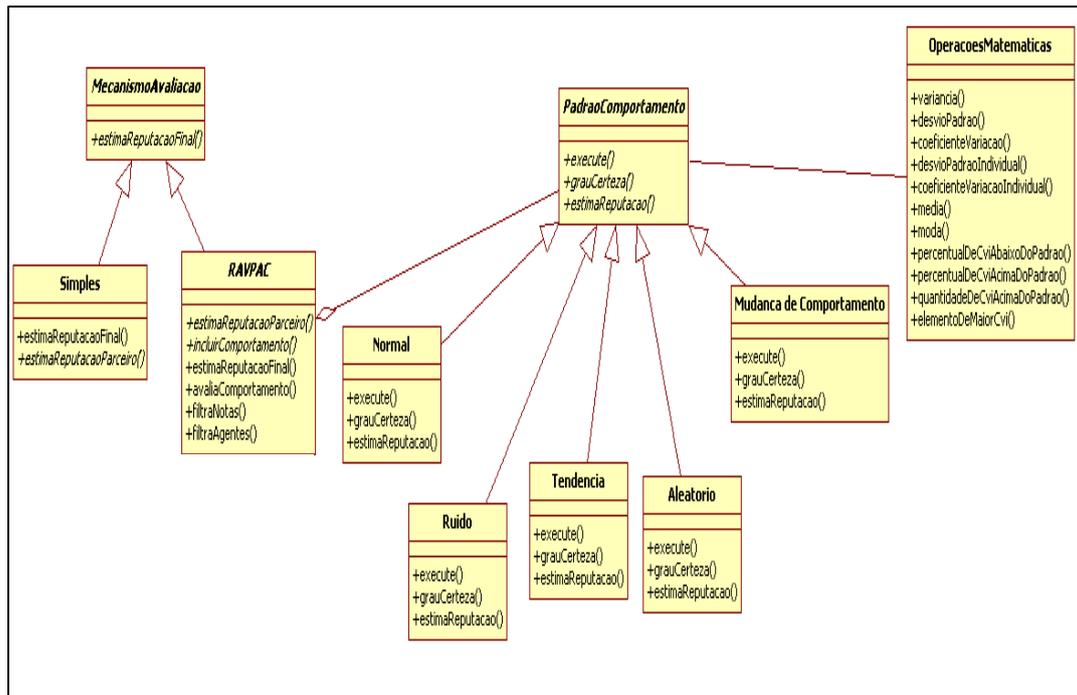


Figura 8: Diagrama de classe do mecanismo RAVPAC.

A classe `PadraoComportamento` se relaciona com a classe `OperacoesMatematicas`. Esta classe `OperacoesMatematicas` é responsável pelos cálculos estatísticos (discutido no capítulo 2). Através desses cálculos é identificado o padrão comportamental AV (discutido no capítulo 4).

A classe `RAVPAC` é responsável pelo cálculo da reputação final conforme o mecanismo proposto neste trabalho. Note que esta classe agrega a classe `PadraoComportamento` e também é abstrata, ou seja, ela não será instanciada. Para calcular a reputação final é necessário incluir os tipos de padrões de comportamentos que podem ser utilizados pelo AV (realizado em `incluirComportamento()`). Também será necessário calcular a reputação provedor de serviço (realizado em `estimaReputacaoParceiro()`). Para calcular a reputação provedor de serviço poderá ser implementado qualquer proposta disponível na literatura, assim como é feito no método da classe `Simples`.

Além dos métodos abstratos, a classe `RAVPAC` define os métodos `avaliaComportamento()` responsável por analisar as avaliações do AV e encontrar o padrão comportamental e `estimaReputacaoFinal()` responsável por calcular a reputação final do AV.

A classe `RAVPAC` é responsável por filtrar as avaliações do AV de acordo com a mesma norma violada e fatos semelhantes. Tanto as avaliações como os nomes dos

agentes avaliados são filtrados pelo método construtor da classe RAVPAC. Estamos considerando a diferença de 01 (um) dia para que os fatos sejam considerados semelhantes.

Por exemplo, digamos que a norma violada seja o atraso no pagamento do livro e o fato seja 01(um) dia de atraso. Supondo que o agente “a” efetua o pagamento com 01(um) dia de atraso, o agente “b” com 02(dois) dias atraso e o agente “c” com 5(cinco) dias de atraso. O mecanismo considera que os agentes “a” e “b” participam de fatos semelhantes. Perceba que o agente “a” participa do mesmo fato com 01(um) dia de atraso e o agente “b” apresenta fato semelhante com 02 (dois) dias no atraso, diferença de apenas 01(um) dia. Já o agente “c” apresenta fato bem diferente dos demais. Nesse caso, o mecanismo considera somente as avaliações dos agentes “a” e “b”.

É importante ressaltar que ao utilizar este mecanismo (i.e., ao estender a classe RAVPAC) não devemos alterar a forma como é calculada a reputação final, o método *estimaReputacaoFinal()* não é abstrato e segue os passos propostos no capítulo 04. No entanto, é possível estender a classe RAVPAC implementando qualquer critério definido pelo usuário para calcular a reputação provedor de serviço. É possível utilizar as abordagens encontradas na literatura onde existem diferentes métodos propostos por diversos Sistemas de Reputação para calcular a reputação de um determinado agente.

5.1.3 SEQUENCIA DOS EVENTOS PARA CALCULAR A REPUTAÇÃO FINAL

Na intenção de mostrar a sequências dos eventos e identificar as mensagens que são disparadas entre os elementos envolvidos utilizamos o diagrama de sequência da *UML*. O padrão de comportamento que será exemplificado é o ruído. Não apresentaremos exemplos com outros tipos de padrão comportamental, pois vários eventos seriam repetitivos. A classe *SolucaoA* estende a classe RAVPAC. Construímos a classe *SolucaoA* com o objetivo de exemplificar o uso do mecanismo proposto.

A Figura 9 apresenta as sequencias dos eventos do processo **Calcular Reputação Final** que será executado quando o AM desejar conhecer a reputação final do AV.

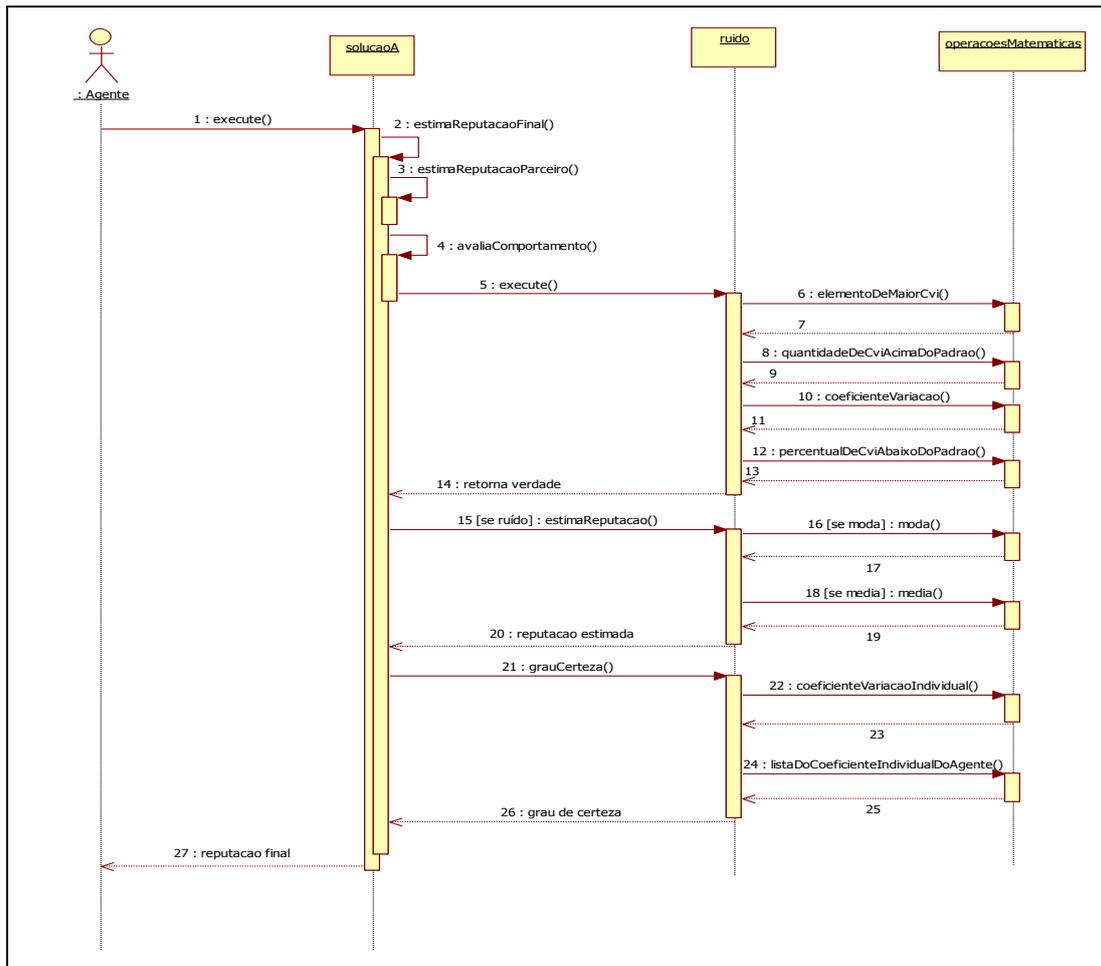


Figura 9: Diagrama de sequência do processo *estima reputação final*.

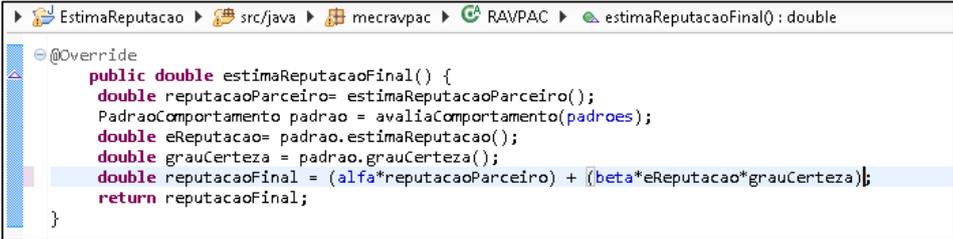
O processo inicia quando o agente dispara a ação que envia as notas das avaliações, as informações sobre a prestação de serviço, o alfa, o beta, o coeficiente de variação padrão e solicita o cálculo da reputação final.

Após a entrada desses valores dispara-se o método `execute()` no objeto da classe `SolucaoA` que dispara o método `estimaReputacaoFinal()` para o cálculo da reputação final. Este método chama o método `estimaReputacaoParceiro()` para o cálculo da reputação provedor de serviço e em seguida dispara o método `avaliaComportamento()`. Nesse momento, disparam os métodos `execute()` de todos os padrões de comportamento incluídos. Aqui, estamos exemplificando a chamada do padrão ruído. Para poder verificar se o padrão comportamental é ruído, os seguintes métodos são executados em sequência: `elementoDeMaiorValorCVI()`, `quantidadeDeCVIAcimaDoPadrao()`, `coeficienteDeVariacao()` e `PercentualdeCVIAbaixoDoPadrao()`, todos no objeto da classe `OperacoesMatematicas`.

Após executar os métodos descritos, o objeto da classe Ruido retorna uma mensagem confirmando se o padrão comportamental utilizado pelo o AV em suas avaliações é ruído ou não. Caso seja ruído, o objeto da classe SolucaoA dispara o método `estimaReputacao()` que calcula o valor da reputação estimada, em seguida, retorna o valor calculado ao objeto que solicitou. Após isso, o objeto da classe SolucaoA dispara o método `grauDeCerteza()` ao objeto da Classe Ruído. O Quadro 2 mostra o método `reputacaoFinal()` seguindo os passos descritos no diagrama de sequência da Figura 9.

Porém, se o padrão comportamental utilizado pelo o AV em suas avaliações não é ruído e também não é nenhum padrão de comportamento incluído, o padrão retornado é o Normal. Consideramos o padrão Normal por que o algoritmo calcula a reputação estimada de duas maneiras: a média ou moda das avaliações (se o AM ainda não interagiu com o AV) ou então, a média ou moda somente das notas do AM (caso já tenha interagido com o AV).

Quadro 2: Rotina da classe RAVPAC para calcular a reputação final



```

@Override
public double estimaReputacaoFinal() {
    double reputacaoParceiro= estimaReputacaoParceiro();
    PadraoComportamento padrao = avaliaComportamento(padroes);
    double eReputacao= padrao.estimaReputacao();
    double grauCerteza = padrao.grauCerteza();
    double reputacaoFinal = (alfa*reputacaoParceiro) + (beta*eReputacao*grauCerteza);
    return reputacaoFinal;
}

```

5.1.4 DETALHAMENTO DOS PASSOS EXECUTADOS PARA CALCULAR A REPUTAÇÃO FINAL

Nesta seção iremos detalhar os seguintes passos do cálculo da reputação final: (i) cálculo da reputação provedor de serviço; (ii) identificação do padrão de comportamento; (iii) estimativa da reputação como avaliador; e (iv) cálculo do grau de certeza. Estaremos utilizando novamente como exemplo o padrão de comportamento ruído.

(i) Cálculo da reputação provedor de serviço

A reputação provedor de serviço é calculada independente do mecanismo RAVPAC. Poderá utilizar qualquer método utilizado em Sistemas de Reputação em diversas abordagens disponíveis na literatura. No subitem 5.1.5 detalharemos a classe SolucaoA que estende RAVPAC e implementa o método `estimaReputacaoParceiro()`.

(ii) Identificação do padrão de comportamento ruído

A Figura 10 e o Quadro 3 mostram o processo que identifica se o padrão de comportamento é considerado ruído nas avaliações. Após receber as avaliações do AV e os nomes dos agentes avaliados, é executada a atividade que verifica o coeficiente de variação da curva nas avaliações, representada pelo nó de ação **verificar CV**, que leva a um nó de decisão. Se a lista for homogênea deve-se retornar um valor zero (indicando falso), caso contrário, se a lista for heterogênea, passa-se para a ação que guarda o elemento mais distante. Ao concluir esta ação retira-se o elemento mais distante da lista de avaliações.

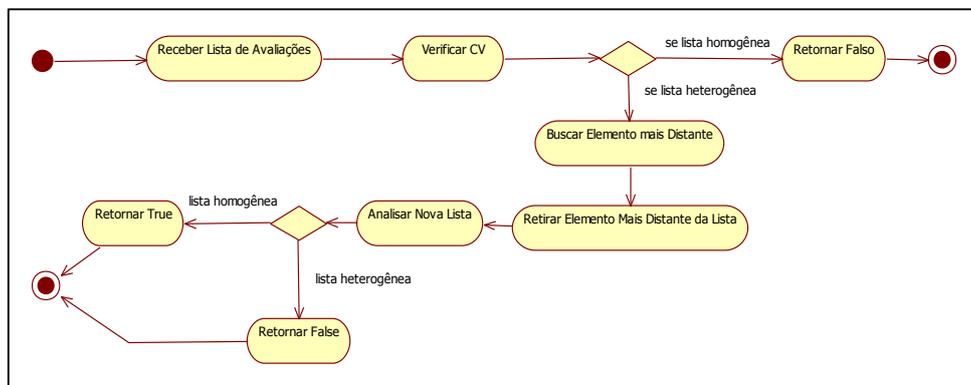


Figura 10: Diagrama de atividade do processo *identifica o padrão comportamental*.

Em seguida, executa-se a ação **Analisar Nova Lista**, que verifica se a nova lista é heterogênea ou homogênea. Caso seja heterogênea, executa a ação **Retornar falso**. Se for homogênea, caracteriza-se ruído e a ação **Retornar true** é executada. Em ambos os casos encerra-se a atividade.

Quadro 3: Rotina da classe Ruido para identificar o padrão comportamental

```

@EstimaReputacao src/java mecrapac Ruido Ruido(double[], String[], String, double)
@Override
public String execute(){
    int i, posicao=0, quant=0;
    String res="0";
    //verifica se a lista é heterogênea
    if (opNat.coeficienteDeVariacao(lista)>valorPadrao) {
        // guarda a posicao do elemento mais distante da lista
        double elementoMaisDistante=opNat.elementoMaiorCVI(lista);
        if (opNat.quantidadeDeCviAcimaDoPadrao(lista,valorPadrao) > 0.0){
            for (i = 0; i < lista.length; i++){
                if (elementoMaisDistante==lista[i]){
                    posicao=i;
                    break;
                }
            }
            //verifica quantidade de elementos mais distantes
            for (i = 0; i < lista.length; i++){
                if (elementoMaisDistante==lista[i]){
                    quant++;
                }
            }
            //caso seja apenas um elemento mais distante, retirar tal elemento
            if (quant==1){
                double novaLista[] = new double[lista.length-1];
                for ( i = 0; i <=posicao-1; i++){
                    novaLista[i]=lista[i];
                }
                for (int j=i; j<novaLista.length;j++){
                    novaLista[j]=lista[j+1];
                }
            }
            //verifica se a nova lista sem o elemento mais distante é homogênea, caso seja, retornar ruído
            if ((opNat.quantidadeDeCviAcimaDoPadrao(novaLista,valorPadrao) == 0.0)
                && (opNat.coeficienteDeVariacao(novaLista)<=valorPadrao)
                && (opNat.percentualDeCviAbaixoDoPadrao(novaLista,valorPadrao)>=70))
                res= "1";
        }
    }
    return res;
}
  
```

(iii) Estimativa da reputação como avaliador seguindo o padrão ruído

A atividade na Figura 11 representa o processo para estimar a reputação que o AM pode receber do AV e o Quadro 4 apresenta o método desenvolvido para estimar a reputação. Ela inicia-se pela ação que procura saber se o AM já realizou interações com o AV. Em seguida há um teste, representado pelo nó de decisão. Se o AM só interagiu uma única vez (sendo esta única vez o caso de ruído ou não), a ação **Retornar Nota** é executada, retornando assim este valor como o valor estimado. Lembramos que na seção 4.2.3, afirmamos que iríamos considerar o ruído como uma tendência ao avaliar um determinado agente caso a reputação ruído seja referente à única interação que o agente teve com o avaliador.

No entanto, se o AM já interagiu mais de uma vez, passa-se para o nó de decisão **Ignorar Ruído** (descarta-se o ruído para a estimativa da reputação nos próximos casos) que em seguida executa a ação **Verificar Moda das Notas**. Essa ação investiga se há moda apenas nas notas referente ao AM. Se verdade, o valor estimado será a própria moda. Caso contrário, passa para a ação que calcula a média das notas do AM e em seguida retorna a média como valor de reputação estimada.

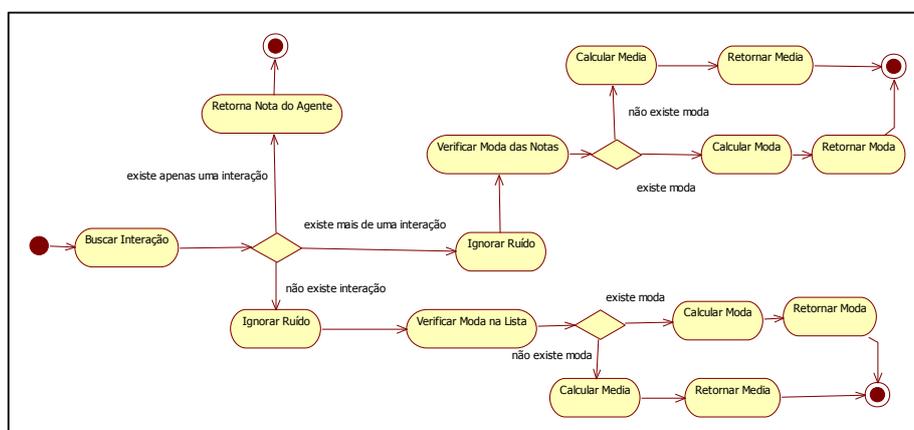
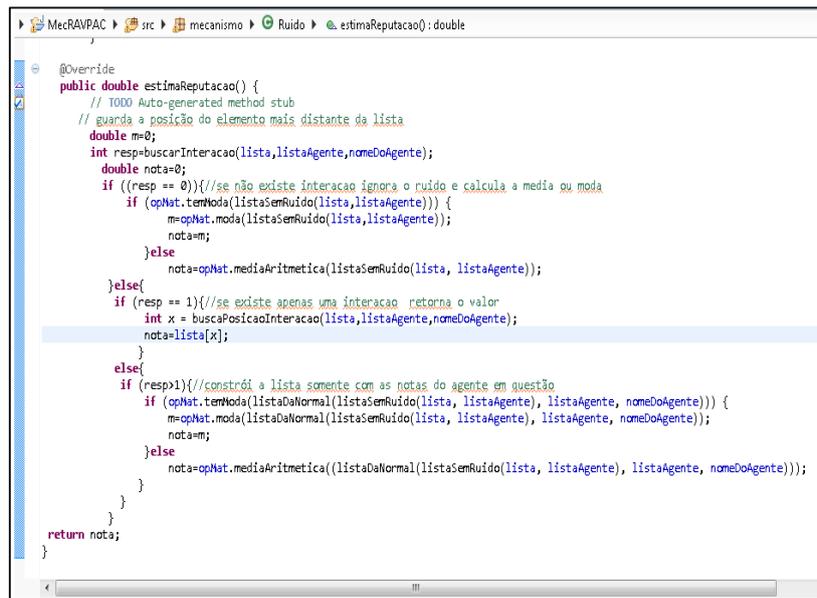


Figura 11: Diagrama de atividade do processo calcular reputação estimada.

Por outro lado, pode ser que o AM ainda não tenha interagido com o AV. Nesse caso, procura-se saber se há moda considerando todas as avaliações. Caso exista, executa-se o nó de ação **Retornar Moda**. Mas, se não existir passa-se para a ação onde calcula a média de todas as avaliações e logo após retorna-se a média como a reputação estimada. A atividade é encerrada ao retornar o valor de reputação estimada em qualquer das situações apresentadas acima.

Quadro 4: Rotina da classe Ruído para calcular reputação estimada



```

@Override
public double estimaReputacao() {
    // TODO Auto-generated method stub
    // guarda a posição do elemento mais distante da lista
    double m=0;
    int resp=buscarInteracao(lista,listaAgente,nomeDoAgente);
    double nota=0;
    if ((resp == 0)){//se não existe interacao ignora o ruído e calcula a média ou moda
        if (opNat.temModa(listaSemRuido(lista,listaAgente))){
            m=opNat.moda(listaSemRuido(lista,listaAgente));
            nota=m;
        }else{
            nota=opNat.mediaAritmetica(listaSemRuido(lista, listaAgente));
        }
    }else{
        if (resp == 1){//se existe apenas uma interacao retorna o valor
            int x = buscaPosicaoInteracao(lista,listaAgente,nomeDoAgente);
            nota=lista[x];
        }
        else{
            if (resp1){//constrói a lista somente com as notas do agente em questão
                if (opNat.temModa(listaDaNormal(listaSemRuido(lista, listaAgente), listaAgente, nomeDoAgente))){
                    m=opNat.moda(listaDaNormal(listaSemRuido(lista, listaAgente), listaAgente, nomeDoAgente));
                    nota=m;
                }else{
                    nota=opNat.mediaAritmetica((listaDaNormal(listaSemRuido(lista, listaAgente), listaAgente, nomeDoAgente)));
                }
            }
        }
    }
    return nota;
}

```

(iv) Cálculo do grau de certeza seguindo o padrão ruído

A atividade na Figura 12 representa o processo que calcula o grau de certeza sobre a reputação estimada e o Quadro 5 mostra o método desenvolvido para calcular o grau de certeza.

Inicia-se com a ação **Buscar Interação** passando pelo mesmo nó de decisão descrito anteriormente. Primeiro, o nó de decisão verifica se o AM só interagiu uma única vez e se a nota do ruído é do próprio AM. Nesse caso, passa-se para a ação **Calcular CVI do Ruído** que calcula o coeficiente de variação individual do ruído em relação às outras avaliações.

Segundo, se o AM já interagiu mais de uma vez, executa-se a ação **Ignorar Ruído** e após isso verifica se há moda entre as notas do próprio AM. Em seguida, passa-se para o nó de decisão em que se existir moda calcula-se o coeficiente de variação individual da moda com a ação **Calcular CVI da Moda**. Se não houver moda entre as notas do AM, então calcula a média das notas e em seguida calcula a média dos coeficientes de variação individuais das notas (nó de ação **Calcular Média dos CVIs das Notas**).

Terceiro, se o AM ainda não interagiu nenhuma vez com o futuro parceiro, passa-se para a ação **Ignorar Ruído** e em seguida verifica-se se há moda no restante da lista de avaliações. Caso exista moda, calcula-se o CVI referente ao valor da moda, senão calcula-se o CV da lista. Após calcular o coeficiente de variação é executado o nó de ação

Calcular o Grau de Certeza e em seguida, antes de finalizar a atividade, retorna-se o valor do grau de certeza.

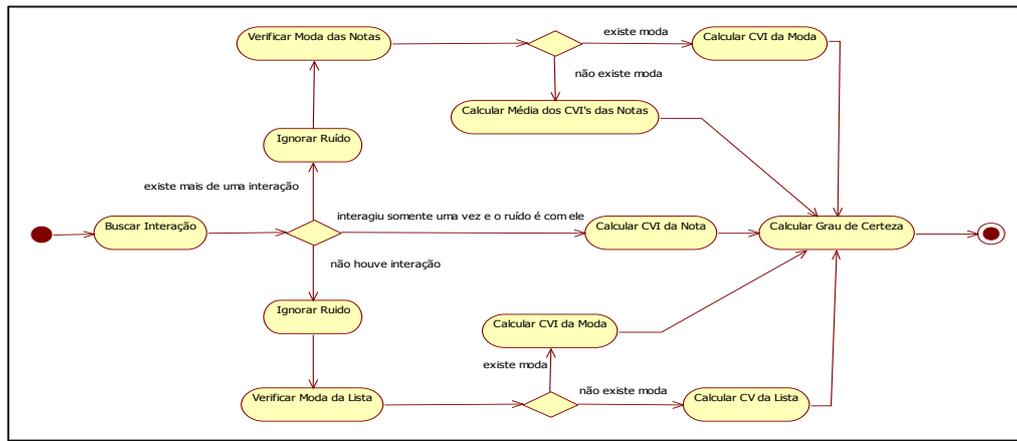


Figura 12: Diagrama de atividade do processo *calcular grau de certeza*.

Quadro 5: Rotina da classe *Ruido* para calcular grau de certeza da reputação estimada

```

@Override
public double grauCerteza() {
    double gCerteza=0;
    int resp=buscarInteracao(lista,listaAgente, nomeDoAgente);
    if (resp==0){//se nao houve interacao ignora o ruído e calcula igual a normal (media ou moda)
        gCerteza = grauDeCertezaDaNormal(listaSemRuido(lista, listaAgente), agentesSemRuido(lista, listaAgente), nomeDoAgente);
    }
    if (resp==1){//se houve interacao apenas uma interacao e o ruído eh com o agente
        int x = buscaPosicaoInteracao(lista, listaAgente, nomeDoAgente);
        gCerteza = 100-CoeficienteDeVariaoDoElemento(lista, x);
    }
    if (resp>1){//se houver mais de uma interacao ignora o ruído e calcula igual a normal(media ou moda)
        gCerteza = grauDeCertezaDaNormal(listaSemRuido(lista, listaAgente), agentesSemRuido(lista, listaAgente), nomeDoAgente);
    }
    return gCerteza;
}
  
```

5.1.5 EXEMPLIFICANDO O USO DO MECANISMO RAVPAC

Construímos a classe *SolucaoA* com o objetivo de testar o mecanismo proposto. Ela herda as funcionalidades da classe *RAVPAC*. A figura 13 mostra que para calcular a reputação final, a classe *SolucaoA* deve incluir os tipos de padrões de comportamentos que podem ser utilizados pelo AV (realizado em *incluirComportamento()*). Também é necessário calcular a reputação provedor de serviço (realizado em *estimaReputacaoParceiro()*).

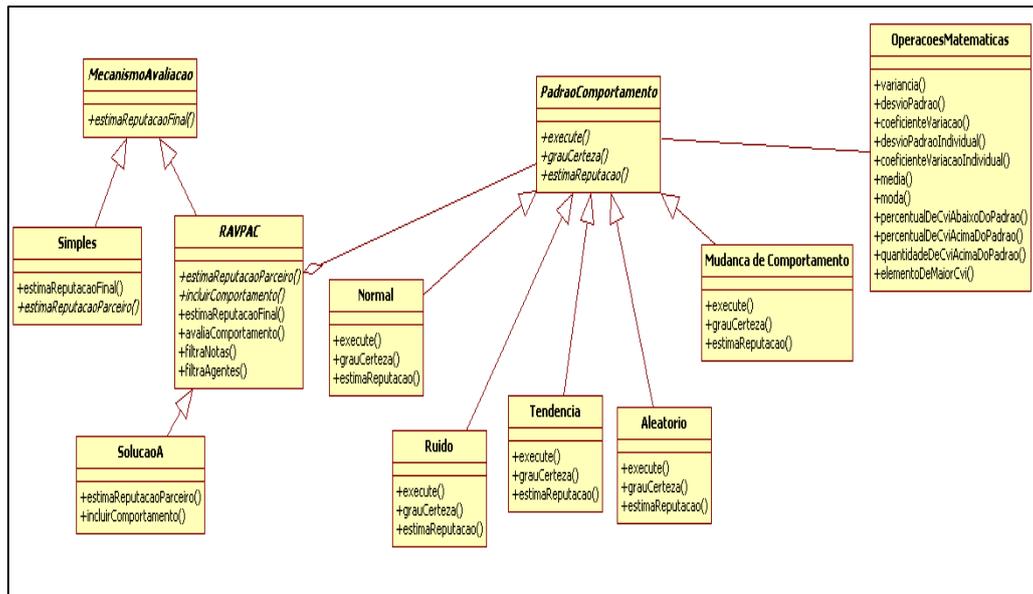


Figura 13: Diagrama de Classe demonstrando o uso do Mecanismo RAVPAC pela classe SolucaoA

Para calcular a reputação provedor de serviço a classe SolucaoA aplica uma forma bem simples usando apenas o valor da reputação provedor de serviço que é calculado de acordo com o tempo de entrega da mercadoria, assim como é feito no método da classe Simples.

O diagrama de atividade da Figura 14 representa o processo que calcula a reputação provedor de serviço da classe SolucaoA. Após obter as informações sobre a prestação de serviço do AV, executa-se a atividade Calcular Reputação Provedor de Serviço que leva a vários nós de decisões conforme o tempo de atraso.

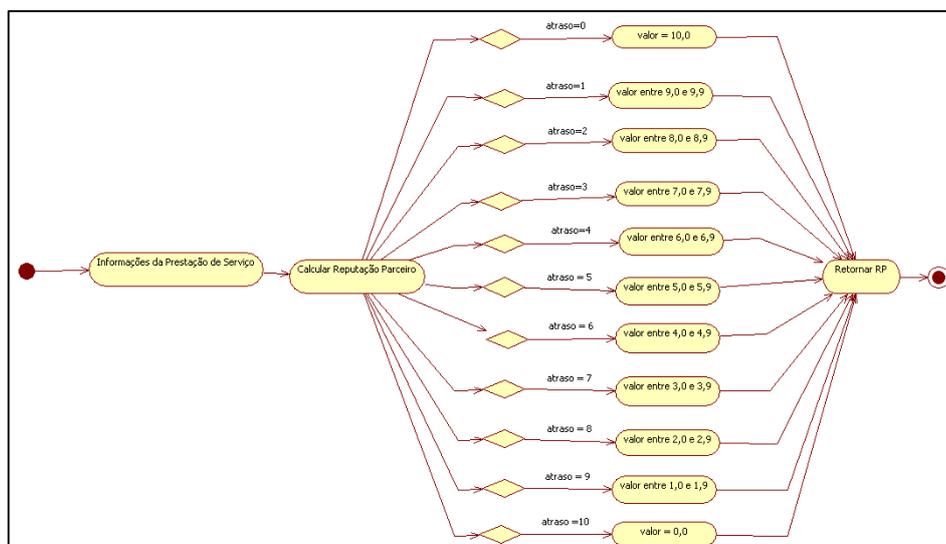


Figura 14: Diagrama de atividade para o cálculo da reputação provedor de serviço da classe SolucaoA.

Após a tomada de decisão, calcula-se a reputação provedor de serviço do AV retornando o valor calculado. A classe *SolucaoA* utiliza apenas o tempo de atraso na entrega da mercadoria.

No Quadro 6, observe que o método *estimaReputacaoParceiro()* verifica se nas informações sobre a prestação de serviço do AV existe o tempo de atraso da mercadoria. Caso o agente tenha informado, será calculada a reputação provedor de serviço do AV através do método *calcTempoAtraso()*.

Quadro 6: Rotina da classe *SolucaoA* para calcular a reputação provedor de serviço

```

@OVERRIDE
public double estimaReputacaoParceiro() {
    double reputacaoParceiro=-1;
    String aux="tempoAtraso";
    int posicao=-1;
    for (int i = 0; i < listaInformacoes.length; i++){
        if (aux.equals(listaInformacoes[i])){
            posicao=i;
            break;}
        break;}
    double valorAtraso=listaNotas[posicao];
    reputacaoParceiro=calcTempoAtraso(valorAtraso);
    return reputacaoParceiro;
}

public double calcTempoAtraso(double valorAtraso) {
    double reputacao=-1;
    if (valorAtraso==0) reputacao=10;
    if (valorAtraso==1) reputacao=Math.random()+9;
    if (valorAtraso==2) reputacao=Math.random()+8;
    if (valorAtraso==3) reputacao=Math.random()+7;
    if (valorAtraso==4) reputacao=Math.random()+6;
    if (valorAtraso==5) reputacao=Math.random()+5;
    if (valorAtraso==6) reputacao=Math.random()+4;
    if (valorAtraso==7) reputacao=Math.random()+3;
    if (valorAtraso==8) reputacao=Math.random()+2;
    if (valorAtraso==9) reputacao=Math.random()+1;
    if (valorAtraso>10)reputacao=Math.random()+0;
    return reputacao;
}

```

O Quadro 07 abaixo mostra um exemplo da aplicação do mecanismo RAVPAC na classe *TestaMecanismo*. Esta classe instancia a classe *SolucaoA* (classe que herda as funcionalidades da classe RAVPAC) sendo necessário fornecer os seguintes valores:

(i) alfa e beta (grau de prioridade em relação à reputação provedor de serviço e à reputação estimada);

(ii) informações sobre a prestação de serviço do AV e as notas referentes a cada prestação de serviço;

(iii) nomes e avaliações dos agentes que interagiram com o AV;

(iv) normas violadas e fatos referentes a cada avaliação;

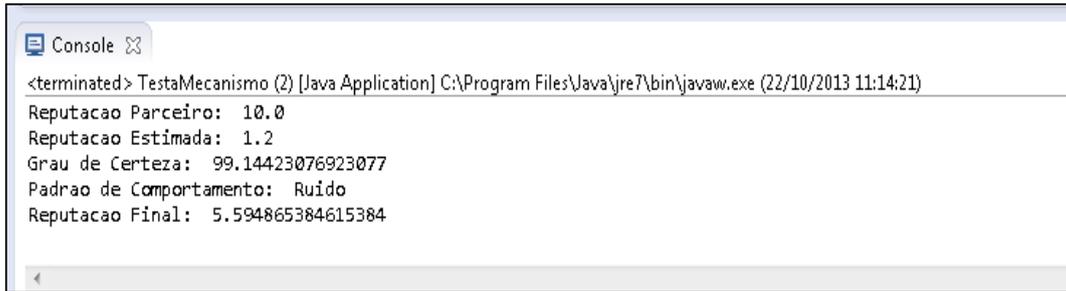
(iv) nome do agente que está utilizando o mecanismo (AM);

(v) norma violada e fato (parâmetros para filtrar as avaliações);

um ruído nas avaliações. Perceba também que este ruído refere-se ao próprio agente que está utilizando o mecanismo.

O Quadro 8 apresenta o executável da classe *TestaMecanismo*. Observe que a reputação estimada está com o valor 1.2 e a reputação parceiro (reputação provedor de serviço) com o valor 10.0. A reputação final apresenta o valor 5.59, neste caso o agente priorizou da mesma forma as duas reputações, alfa e beta com 0,5.

Quadro 8: Executável da classe *TestaMecanismo*



```
<terminated> TestaMecanismo (2) [Java Application] C:\Program Files\Java\jre7\bin\javaw.exe (22/10/2013 11:14:21)
Reputacao Parceiro: 10.0
Reputacao Estimada: 1.2
Grau de Certeza: 99.14423076923077
Padrao de Comportamento: Ruído
Reputacao Final: 5.594865384615384
```

No próximo capítulo será apresentado o estudo de caso proposto para simular a utilização do mecanismo RAVPAC.

CAPITULO 6 – APLICAÇÃO DO MECANISMO RAVPAC EM UMA SOCIEDADE DE AGENTES

Neste capítulo será especificado o estudo de caso proposto e a implementação de um Sistema Multi-agente construído na ferramenta *Jason* para simular a utilização do mecanismo RAVPAC.

6.1 O PROBLEMA PROPOSTO

O programa simula uma compra e venda de livros em que 10 agentes vendem os livros e 20 agentes compram esses livros. Os 10 vendedores estão divididos em dois grupos: 05 são bons provedores de serviços e 05 são provedores de serviços ruins. Todos os provedores de serviços bons não atrasam a entrega dos livros e todos os prestadores de serviços ruins entregam os livros com atraso de 04 dias.

Os vendedores avaliam o comportamento dos compradores conforme a data de pagamento do livro. Tais vendedores avaliam o comportamento dos compradores seguindo um dos padrões de comportamento definidos no capítulo 4, como detalhado na Tabela 13 abaixo.

Tabela 13: Padrões de comportamento dos vendedores

Padrão Comportamental	Comportamento dos vendedores ao avaliar os compradores
Normal	Avalia todos os compradores de maneira coerente com a data de pagamento.
Ruído	Avalia de acordo com a data de pagamento, mas dentre as avaliações aparece uma nota bem diferente das demais.
Tendência	Avalia de acordo com a data de pagamento, porém um agente que interagiu com o vendedor várias vezes recebe notas bem diferentes das demais.
Mudança de Comportamento	No início ele avalia os compradores com um padrão de comportamento e depois ele avalia de forma completamente diferente.
Aleatório	Avalia todos os compradores de maneira aleatória.

A Tabela 14 descreve diferentes comportamentos dos vendedores na avaliação dos compradores.

Tabela 14: Características dos Vendedores

Agentes	Comportamento dos vendedores ao avaliar os compradores
Vendedor 01	Avalia seus parceiros com padrão comportamental normal. Ele é um bom provedor de serviço, ou seja, efetua a entrega do livro sem atraso.
Vendedor 02	Avalia os compradores de acordo com a data de pagamento, mas apresenta um ruído em suas avaliações. Ele entrega o livro sem atraso.

Vendedor 03	Apresenta tendência em prejudicar o comprador 03 e entrega do livro sem atraso.
Vendedor 04	Apresenta mudança de comportamento nas avaliações, no início ele avalia os compradores com o padrão de comportamento normal e depois modifica para comportamento aleatório. Ele é um bom prestador de serviço, pois efetua a entrega do livro sem atraso.
Vendedor 05	Apresenta o padrão de comportamento aleatório nas avaliações e entrega o livro sem atraso.
Vendedor 06	Avalia seus parceiros com padrão comportamental normal. Ele não é um bom prestador de serviço, pois efetua a entrega do livro com 04 dias de atraso.
Vendedor 07	Avalia seus parceiros com padrão comportamental normal, mas apresenta um ruído em suas avaliações. A entrega do livro é feita com atraso de 04 dias.
Vendedor 08	Avalia a maioria dos seus compradores com padrão comportamental normal, mas apresenta tendência em beneficiar o comprador 08. Ele é um provedor de serviço ruim, pois entrega o livro com 04 dias de atraso.
Vendedor 09	Apresenta mudança de comportamento nas avaliações, no início ele avalia os compradores de forma aleatória e depois modifica para o comportamento normal. Ele entrega o pedido com 04 dias de atraso.
Vendedor 10	Apresenta o padrão de comportamento aleatório e entrega o pedido do livro com 04 dias de atraso.

Na simulação, os vendedores atendem os compradores sempre que estiverem disponíveis, i.e., eles não aplicam nenhum critério para interagir com os compradores. A análise da aplicação do mecanismo será feita observando o ponto de vista dos compradores que utilizam ou não o mecanismo, i.e., o mecanismo é utilizado somente pelos compradores ao selecionar os vendedores.

Os vinte compradores estão divididos em dois grupos, 10 compradores utilizam o mecanismo proposto ao avaliar seu futuro parceiro (i.e., ao calcular a reputação final dos vendedores) e 10 compradores não utilizam o mecanismo proposto. A situação considerada no programa é a compra de livro e a norma é o pagamento do livro em dia.

O comprador que não utiliza o mecanismo avalia a reputação do vendedor considerando somente a qualidade do serviço prestado, i.e, a reputação final do vendedor é igual a sua reputação como provedor de serviço que é calculada de acordo com a data de entrega do livro. Já o comprador que utiliza o mecanismo avalia a reputação do vendedor levando em consideração a qualidade do serviço prestado assim como o seu padrão de comportamento ao avaliar seus parceiros e a reputação que o comprador receberia (reputação estimada) como parceiro deste vendedor. Assumimos que o vendedor é obrigado a entregar o livro em até em 02 dias após o pagamento.

Como comentado no capítulo 5, note que a reputação provedor de serviço poderia ser calculada utilizando os diferentes métodos propostos pelos diversos Sistemas de Reputação. Por exemplo, poderíamos utilizar a reputação certificada que é a reputação de um agente avaliado por um terceiro ou informações fornecidas por outros através de testemunhas. Nesse trabalho, estamos utilizando a mais simples, quando o próprio agente armazena a reputação do outro a partir do seu ponto de vista.

6.2 COMPRADORES QUE UTILIZAM O MECANISMO

O comprador que utiliza o mecanismo está interessado em conhecer o perfil dos vendedores como avaliadores. Portanto, ele pergunta a todos os vendedores quais as avaliações que eles fizeram sobre os compradores com os quais interagiram. O comprador só irá considerar as avaliações no cálculo da reputação do vendedor quando o vendedor fornecer mais de 03 avaliações. Verificamos que com menos de 03 avaliações não é possível calcular o padrão de comportamento do vendedor. A partir de 03 avaliações já é possível começar a inferir o tipo de comportamento do avaliador, mesmo que esta inferência seja inicial e que o tipo do comportamento inferido venha a ser alterado quando mais avaliações forem recebidas.

Como o cálculo será aplicado somente a partir de 03 avaliações, se o vendedor apresentar menos de 03 avaliações tal vendedor será descartado. E o comprador perguntará a outro vendedor por suas avaliações até que ele consiga algum vendedor com mais de 03 avaliações.

Ao receber as avaliações dos vendedores o comprador calcula o padrão de comportamento do vendedor, a reputação estimada e o grau de certeza da reputação estimada. Após isso, ele calcula a reputação final do vendedor. Na simulação são calculadas 03 reputações finais:

- **Reputação Final_1:** utiliza a variável alfa com valor 0,5 e a variável beta com valor 0,5. Nesse caso, o AM está priorizando a reputação provedor de serviço e a reputação estimada da mesma maneira.
- **Reputação Final_2:** utiliza a variável alfa com valor 0,3 e a variável beta com valor 0,7. Nesse caso o AM está priorizando a reputação estimada. Isso significa que para o AM é mais importante receber uma boa avaliação ao final da interação com o vendedor do que interagir com alguém que ofereça um excelente serviço. Este pode ser o caso de um

comprador que acredita que o serviço oferecido por todos os vendedores é equivalentemente bom e, portanto, não precisa se preocupar com a qualidade do serviço.

- **Reputação Final_3:** utiliza a variável alfa com valor 0,7 e a variável beta com valor 0,3. Nesse caso, o AM está considerando mais a reputação provedor de serviço. Isso significa que para o AM é mais importante interagir com um vendedor que forneça um excelente serviço do que receber uma boa avaliação no final da interação. Este pode ser o caso de um comprador que acredita que não necessitará interagir novamente com algum vendedor.

Inicialmente, as reputações estimadas e reputações finais de todos os vendedores são iniciadas com o valor -1, indicando que os compradores não possuem tais informações. Já a reputação provedor de serviço é iniciada com o valor 5,0. O valor 5,0 representa nesse cálculo um valor neutro. A nossa intenção é não prejudicar o vendedor apresentando uma reputação muito baixa já que inicialmente não se conhece o perfil dos vendedores. Da mesma forma não podemos apresentar um valor muito elevado, nesse caso podemos estar beneficiando vendedores que não conhecemos. Outras propostas seguem a mesma estratégia (GUEDES, 2007; PINTO, 2008).

Todos os compradores que utilizam o mecanismo nesta simulação consideram coeficiente de variação padrão 25%, i.e, este percentual é considerado como o valor máximo para que o conjunto das avaliações seja considerado uma curva homogênea.

Além disso, tais compradores participam do mesmo comportamento, i.e, mesma norma violada, atraso no pagamento do livro e mesmo fato, 01 (um) dia de atraso. Entendemos que se o AM está interessado em conhecer o padrão comportamental de um AV de acordo com uma referida norma violada e um fato específico é por que tal AM pretende participar da mesma situação regida pela dada norma e pode vir a violar a norma executando o fato sendo considerado.

6.2.1 PASSOS EXECUTADOS PELOS COMPRADORES QUE UTILIZAM O MECANISMO

Primeiramente, o comprador seleciona aleatoriamente um vendedor e pergunta se ele pode lhe atender. Caso o vendedor esteja livre, i.e., não esteja atendendo outro agente, ele atende o comprador. Para falar com os vendedores, o comprador aplica seleção

de forma aleatória, e em cada tentativa, o comprador fala com um vendedor diferente. Para garantir que os 10 vendedores sejam selecionados, após falar com um determinado vendedor, este será descartado da lista e o agente tenta falar com outro de forma aleatória. O ciclo se repete até que a lista esteja vazia e o agente tenha interagido com todos os vendedores.

Ao ser atendido por um vendedor, o comprador solicita as avaliações de tal vendedor, ou seja, as avaliações que este vendedor fez sobre o comportamento dos compradores com os quais já interagiu. Em seguida, calcula o padrão de comportamento do vendedor como avaliador, a reputação estimada e o grau de certeza. Com tais informações e com a reputação provedor de serviço calcula-se a reputação final atualizando assim as reputações armazenadas sobre tal vendedor.

Após tentar falar com os vendedores e calcular as reputações, o comprador tenta comprar livro com o vendedor que possuir a maior reputação final. Como parâmetro ao selecionar a maior reputação a final, o comprador está priorizando tanto a reputação provedor de serviço como a reputação estimada da mesma forma, com alfa igual 0.5 e beta igual a 0.5 (reputação final $1(RF_1)$). Se o vendedor puder atender, o comprador compra o livro e guarda as informações sobre a prestação de serviço para calcular a reputação provedor de serviço do vendedor. Durante a compra o vendedor também avalia o comprador e este recebe o valor dessa avaliação (reputação recebida).

Caso o vendedor de maior reputação final esteja ocupado com outro comprador, i.e, o vendedor não possa atender o comprador, o comprador tenta interagir com o próximo vendedor de maior reputação final e segue esse processo até conseguir interagir com algum vendedor.

Após comprar o livro e guardar informações sobre a prestação de serviço do parceiro, o comprador inicia um novo ciclo. Ele tenta falar com 10 vendedores, ao ser atendido solicita as avaliações, calcula a reputação provedor de serviço, reputação estimada, reputação final e atualiza as reputações do vendedor. Após falar com os 10 vendedores, o comprador tenta comprar livro com o vendedor de maior reputação final. Após realizar a compra do livro, o comprador atualiza as informações sobre a prestação de serviço e recebe uma reputação do vendedor referente ao processo de compra. A Figura 15 representa o momento que o comprador está interagindo (comprando livro) com o vendedor de maior reputação final.

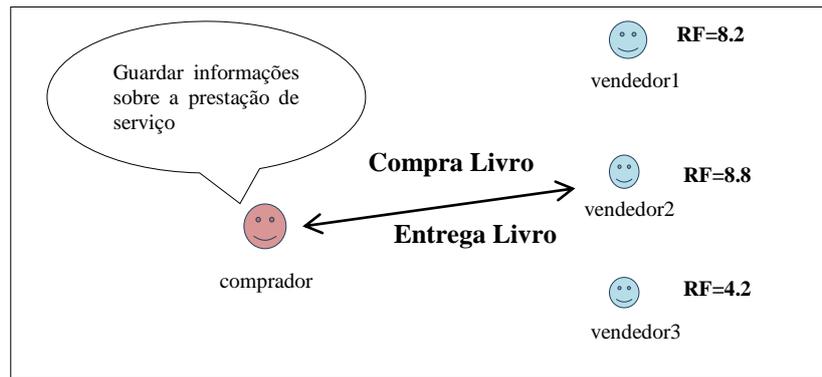


Figura 15: O agente compra o livro do vendedor de maior reputação final.

Quando o comprador desejar calcular novamente a reputação final deste vendedor ele solicitará as suas avaliações e usará as informações armazenadas sobre a prestação de serviço em relação à compra do livro.

6.3 COMPRADORES QUE NÃO UTILIZAM O MECANISMO

Os compradores que não utilizam o mecanismo participam da mesma situação violando a mesma norma, porém executam fatos diversos, de acordo com a Tabela 15.

Tabela 15: Fatos que os agentes participaram na simulação

Agentes	Fatos
Comprador 11	2
Comprador 12	1
Comprador 13	0
Comprador 14	2
Comprador 15	1
Comprador 16	7
Comprador 17	6
Comprador 18	4
Comprador 19	3
Comprador 20	5

O comprador que não utiliza o mecanismo escolhe um vendedor apenas pela reputação provedor de serviço. Lembrando que as reputações parceiro dos vendedores iniciam com o valor 5.0. Sempre que o comprador interagir com o vendedor ele atualiza a reputação provedor de serviço.

6.3.1 PASSOS EXECUTADOS PELOS COMPRADORES QUE NÃO UTILIZAM O MECANISMO

Os agentes que não utilizam o mecanismo agem inicialmente da mesma forma como os agentes que utilizam o mecanismo (selecionam aleatoriamente um vendedor para

perguntar se ele pode lhe atender). Caso o vendedor esteja livre, i.e., não esteja atendendo outro comprador, ele interage com o comprador que já solicita compra de livros. Após isso, ele descarta o vendedor da lista e tenta falar com outro vendedor de forma aleatória.

Caso o vendedor possa atender, o comprador compra o livro. Este vendedor será avaliado por seu comportamento como parceiro (reputação provedor de serviço), e essa informação será armazenada numa lista. Durante a compra, o vendedor também avalia o comprador que recebe a nota da avaliação (reputação recebida). Este ciclo termina quando a lista dos vendedores estiver vazia. Quando não tiver mais vendedor na lista, o comprador reinicia novamente o ciclo e tenta comprar livro com todos os vendedores.

6.4 CONSTRUINDO UMA SOCIEDADE DE AGENTES NO JASON

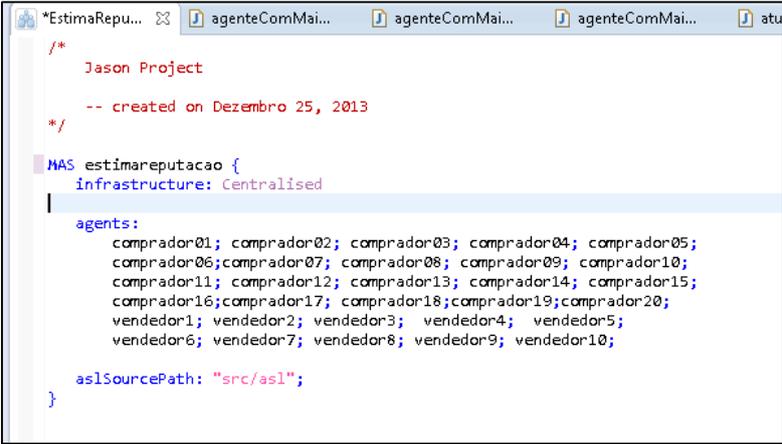
O Sistema Multi-agente Estima Reputação foi construído para simular a aplicação do mecanismo proposto. Nesta seção serão contemplados os detalhes sobre ferramentas, técnicas e implementação dos agentes no SMA desenvolvido.

6.4.1 TÉCNICAS E FERRAMENTAS UTILIZADAS

Os agentes foram desenvolvidos no *Jason*, que é um interpretador multi-plataforma da linguagem *AgentSpeak(L)*. *Jason* foi desenvolvido em Java e está disponível sob a licença *General Public License (GPL) / Library General Public License (LGPL)*. Utilizamos o *Eclipse* como ferramenta de integração do ambiente.

O desenvolvimento de um SMA através do interpretador *Jason* inicia-se criando um projeto, representado pela extensão “.mas2j”, onde são definidos a infraestrutura do SMA e os agentes, conforme ilustra o Quadro 9.

Quadro 9: O projeto *EstimaReputacao.mas2j*



```

/*
  Jason Project

  -- created on Dezembro 25, 2013
*/
MAS estimareputacao {
  infrastructure: Centralised
  agents:
    comprador01; comprador02; comprador03; comprador04; comprador05;
    comprador06; comprador07; comprador08; comprador09; comprador10;
    comprador11; comprador12; comprador13; comprador14; comprador15;
    comprador16; comprador17; comprador18; comprador19; comprador20;
    vendedor01; vendedor02; vendedor03; vendedor04; vendedor05;
    vendedor06; vendedor07; vendedor08; vendedor09; vendedor10;

  aslSourcePath: "src/as1";
}

```

O identificador *MAS* representado no Quadro 9 indica o nome da sociedade dos agentes, e a palavra *agents* é usada para definir o conjunto de agentes que participam do SMA. Definindo o projeto, inicia-se a programação dos agentes *AgentSpeak(L)* que é feita em arquivos com extensão “.asl”.

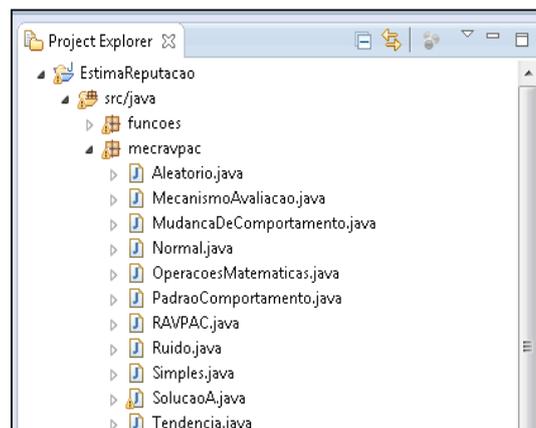
A infraestrutura pode ser definida como *centralised*, onde os agentes são executados localmente, ou *saci*, onde os agentes podem ser executados de maneira distribuída. O Sistema Multi-agente desenvolvido neste trabalho chama-se *Estima Reputacao*, a infraestrutura está definida como centralizada e trinta agentes participam desta sociedade.

6.4.2 BIBLIOTECA MECRAVPAC

Embora o *Jason* tenha sido implementado com base na linguagem *AgentSpeak*, ele ainda possibilita uma série de extensões que são necessárias para o desenvolvimento de Sistemas Multi-agentes. O RAVPAC foi desenvolvido em *Java* e está sendo utilizado como extensão na construção do ambiente Multi-agente, pois o suporte para o desenvolvimento de ambientes *Jason* é programado em *Java*.

No SMA *Estima Reputação*, o mecanismo RAVPAC está organizado em uma biblioteca específica chamada *mecravpac* conforme demonstra o Quadro 10.

Quadro 10: A biblioteca *mecravpac*



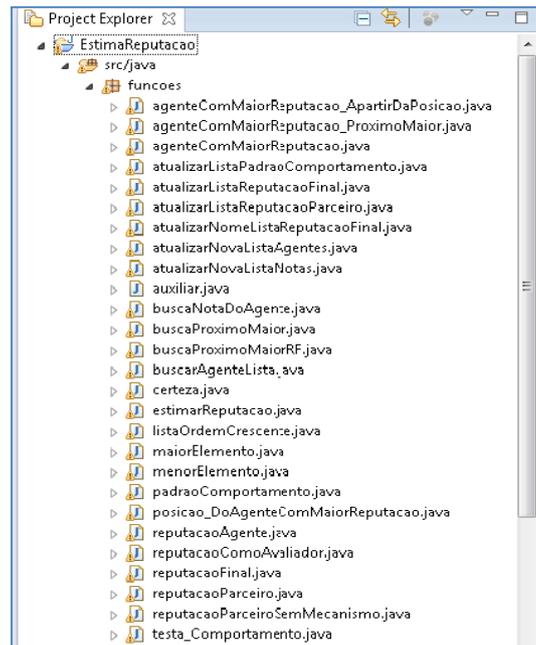
6.4.3 AÇÕES INTERNAS

Na construção do SMA *EstimaReputacao* foram utilizadas várias ações internas disponíveis no *Jason*. Algumas ações internas implementadas pelos desenvolvedores do *Jason* são baixadas juntamente com o programa do próprio *Jason*. Além da biblioteca

básica de “ações internas” que o *Jason* possui, ele possibilita a extensão da biblioteca de ações internas para ampliar a capacidade de um agente.

Para utilizar o mecanismo RAVPAC no *Jason* foi necessário implementar diversas ações internas. As ações internas desenvolvidas neste trabalho estão organizadas em uma biblioteca específica chamada funções e cada ação na biblioteca é definida como uma classe Java (Quadro 11).

Quadro 11: Extensão da biblioteca de ações internas do *Jason*



O Quadro 12 mostra parte do código da ação interna `.reputacaofinal()`. A ação é chamada quando o agente deseja calcular a reputação final do vendedor. Esta ação interna instancia a classe `SolucaoA`. Lembrando que `SolucaoA` herda a classe RAVPAC e está detalhada no subitem 5.1.5.

Esta ação interna instancia a classe `SolucaoA` com os dados necessários para calcular a reputação de um vendedor e logo em seguida dispara o método `estimaReputaçãoFinal()` da classe `SolucaoA`. Após o cálculo, a ação interna retorna ao agente a reputação final.

Quadro 12: Parte do código da ação interna *reputacaoofinal*

```

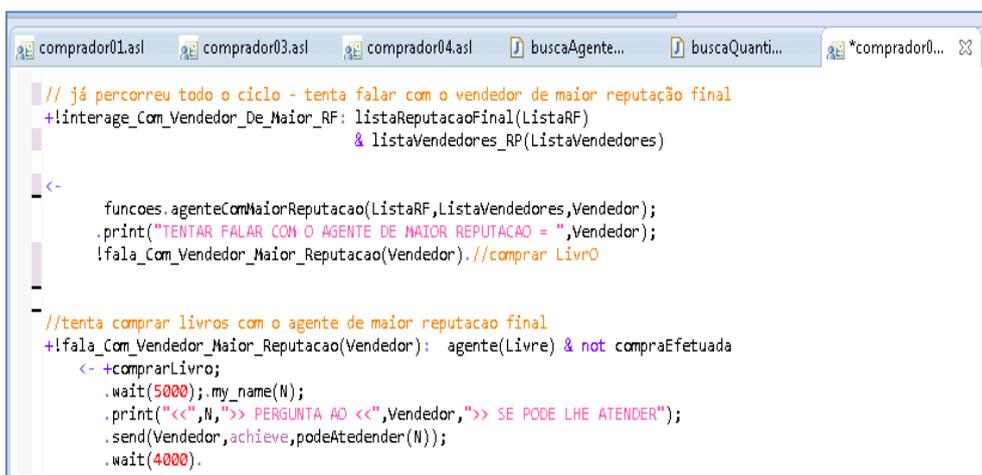
public class reputacaoFinal extends DefaultInternalAction {
    @Override
    public Object execute(TransitionSystem ts, Unifier un, Term[] args)
    throws Exception {
        NumberTerm alf = (NumberTerm)args[0];
        double alfa=alf.solve();
        ...
        RAVPAC mecanismo = new SolucaoA(alfa, beta, listaInformacoes,
        listaNotas, listaAvaliacoes, listaAgente, nomeDoAgente,
        valorPadrao, valorFato, listaFatos, listaNormas, norma);
        double reputacao = mecanismo.estimaReputacaoFinal();
        NumberTerm result = new NumberTermImpl(reputacao);
        return un.unifies(result,args[13]);}

```

6.4.4 IMPLEMENTAÇÃO DOS AGENTES

De maneira geral, a implementação de um agente no *Jason* inclui a especificação de um conjunto de crenças que formará a sua base de crenças inicial, uma lista de objetivos e um conjunto de planos. As crenças formam o componente informativo do agente.

O exemplo demonstrado no Quadro 13 apresenta uma sequencia de ações que o “comprador 07” deve executar para tentar interagir com o vendedor que possuir a maior reputação final.

Quadro 13: Parte do código que implementa o agente “comprador 07”


```

// já percorreu todo o ciclo - tenta falar com o vendedor de maior reputação final
+!interagir_Com_Vendedor_De_Maior_RF: listaReputacaoFinal(ListaRF)
    & listaVendedores_RP(ListaVendedores)
-
-
    funcoes.agenteComMaiorReputacao(ListaRF,Listavendedores,Vendedor);
    .print("TENTAR FALAR COM O AGENTE DE MAIOR REPUTACAO = ",Vendedor);
    !fala_Com_Vendedor_Maior_Reputacao(Vendedor).//comprar Livro0
-
//tenta comprar livros com o agente de maior reputacao final
+!fala_Com_Vendedor_Maior_Reputacao(Vendedor): agente(Livre) & not compraEfetuada
    <- +comprarLivro;
    .wait(5000);my_name(N);
    .print("<<N, >> PERGUNTA AO <<Vendedor, >> SE PODE LHE ATENDER");
    .send(Vendedor,achieve,podeAtedender(N));
    .wait(4000).

```

Ao executar o objetivo `+!interagir_Com_Vendedor_De_MaiorRF`, o “comprador 07” busca o nome do vendedor com maior reputação através da ação interna `.agenteComMaiorReputacao_ProximoMaior()`. Após receber o nome do vendedor, o comprador aciona o objetivo `!falar_Com_Vendedor_Maior_Reputacao(V)`.

Ao finalizar tal objetivo o “comprador 07” adiciona a crença +*compraLivro* que informa ao agente que o livro pode ser comprado. Em seguida o agente envia uma mensagem com a ação *.send(V,achieve,podeAtender(N)* ao vendedor de maior reputação solicitando atendimento. Caso o vendedor esteja livre, ele atende o comprador e efetua a venda do livro.

Caso o plano falhe, ou seja, o vendedor não possa atender o comprador, há um segundo plano que se responsabiliza por buscar o próximo vendedor com maior reputação final para que o comprador possa executar novamente outra tentativa.

O Quadro 14 apresenta parte da simulação dos agentes ao utilizar o mecanismo proposto. Neste caso, o “comprador 07” recebe do “vendedor6” as suas avaliações sobre os agentes que ele já interagiu e o “comprador 07” calcula as 03 reputações finais do “vendedor6”.

Quadro 14: Execução do SMA *Estima Reputacao* na visão do agente “a”

```

MAS Console - estimareputacaoavaliador
[comprador07] QUANTIDADE DE AGENTES:33
[comprador07] QUANTIDADE DE NOTAS:33
[comprador07] AVALIAÇÕES DOS AGENTES: [comprador14,comprador20,comprador13,comprador13,comprador03,comprador17,comprador13,comprador06,comprador10,comprador10,comprador07]
[comprador07] AVALIAÇÕES DO VENDEADOR: [8.139769265333886,5.523119512485371,10,10,9.553769719135444,4.979397334310661,10,9.409979736760823,9.130620392349206,4.3875751886]
[comprador07] LISTA DOS FATOS: [2,5,0,0,1,6,0,1,1,4,1,1,2,1,1,1,1,1,7,3,1,0,7,7,6,3,7,1,2,1,3,7,6,7]
[comprador07] LISTA DAS NORMAS: [5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,1,5,5,5,1,1,5,5,1,5,5,5,1,5,5,1]
[comprador07] QUANTIDADE DE AVALIAÇÕES QUE PARTICIPAM DA MESMA NORMA COM FATOS SEMELHANTES <<vendedor6>> == 19
[comprador07] LISTA DOS VENDEADORES: ["vendedor1","vendedor2","vendedor3","vendedor4","vendedor5","vendedor6","vendedor7","vendedor8","vendedor9","vendedor0"]
[comprador07] REPUTAÇÃO PARCEIRO <<vendedor6>>: 5
[comprador07] PADRAO DE COMPORTAMENTO == Normal
[comprador07] GRAU DE CERTEZA <<vendedor6>>: 0.9388370647716926
[comprador07] REPUTAÇÃO ESTIMADA <<vendedor6>>: 10
[comprador07] REPUTAÇÃO FINAL_1 <<vendedor6>>: 7.194185323858463
[comprador07] REPUTAÇÃO FINAL_2 <<vendedor6>>: 8.07185945340185
[comprador07] REPUTAÇÃO FINAL_3 <<vendedor6>>: 6.316511194315078
[comprador07] COMPRADOR 07 - REALIZOU <<3>> COMPRAS DE LIVROS
[comprador07] LISTA DE REPUTAÇÃO QUE RECEBEU = [-1,-1,9.151663613371294,9.887384390663145,-1,-1,-1,-1,-1]
[comprador07] LISTA ATUALIZADA DA QUANTIDADE DE AVALIAÇÕES= [13,17,11,16,17,19,13,11,11,5]
[comprador07] LISTA DE REPUTAÇÃO COMO ESTIMADA ATUALIZADA= [9.29330155272441,10,10,9.07562907790648,5.12053959487322,10,10,10,5.289543111334354,4.3875751886]
[comprador07] LISTA DE REPUTAÇÃO FINAL ATUALIZADA= [6.841561764808519,7.102488935250208,9.671353310975594,9.20758427741194,3.407937061085812,7.1941853238584]
[comprador07] LISTA DE REPUTAÇÃO FINAL_2 ATUALIZADA= [7.578186470731927,7.943484369350291,9.539894635365833,8.890617988376714,2.7711118855201367,8.071859453]
[comprador07] LISTA DE REPUTAÇÃO FINAL_3 ATUALIZADA= [6.1049370588851115,6.261493301150125,9.802811986685358,9.524550566447163,4.044762236651487,6.316511194]
[comprador07] LISTA DE PADRAO DE COMPORTAMENTO = ["Normal","Normal","Normal","Normal","Aleatorio","Normal","Normal","Ruido","MudancaDeComportamento","MudancaDeComp]
[vendedor1] <<comprador01>> SOLICITA MEU PONTO DE VISTA EM RELAÇÃO AOS MEUS CLIENTES
[vendedor1] ENVIANDO AS NOTAS DAS REPUTAÇÃO EM QUE EU AVALIEI MEUS CLIENTES PARA <<comprador01>>
[vendedor1] LISTA DE NOTAS ==
[9.972399890195758,10,7.030375086465948,7.057175023428842,5.559868734456523,3.1899433638811394,9.441840893466565,7.568738727138768,7.748557309810132,9.535037]
[vendedor1] LISTA DE AGENTES == ["comprador12",comprador13,comprador19,comprador19,comprador19,comprador20,comprador16,comprador19,comprador19,comprador04,compra]
[comprador07] REPUTAÇÃO FINAL_1 ATUALIZADA= [9.972399890195758,10,7.030375086465948,7.057175023428842,5.559868734456523,3.1899433638811394,9.441840893466565,7.568738727138768,7.748557309810132,9.535037]

```

No próximo capítulo serão apresentados os experimentos e resultados da aplicação do mecanismo RAVPAC numa sociedade de agentes.

CAPITULO 7 – EXPERIMENTOS E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Durante a simulação do sistema foram coletadas informações do ponto de vista dos compradores em relação aos 10 vendedores. As informações adquiridas estão concentradas em tabelas e gráficos e possuem as seguintes definições: **AGENTES**: nome dos vendedores; **RE**: reputação estimada; **RC**: reputação recebida; **RP**: reputação provedor de serviço; **RF1**: reputação final 1; **RF2**: reputação final 2; **RF3**: reputação final 3; **COMPORTAMENTO**: padrão comportamental.

Coletamos as informações divididas em dois momentos, detalhados a seguir:

- **Primeiro momento**: os gráficos e tabelas são construídos a partir das primeiras informações sobre os 10 vendedores. As primeiras informações são colhidas após o comprador interagir 10 vezes (efetuar 10 compras de livro). Acreditamos que com poucas interações (menos de 10) o método não é tão estável ao definir o padrão de comportamento do agente. A partir de 10 interações, já é possível perceber que em algumas situações a reputação estimada está bem próxima da reputação recebida. Com poucas compras efetuadas, podemos observar que alguns resultados já informam o mesmo padrão comportamental do vendedor (agente avaliador) comparado com o segundo momento;

- **Segundo momento**: os gráficos e tabelas são construídos a partir das últimas informações sobre os 10 vendedores. Aguardamos o agente comprador efetuar 20 compras para coletar as informações. Com 10 interações a mais já é possível verificar uma estabilidade do método que identifica o padrão de comportamento dos parceiros. É possível também observar que a reputação estimada aproxima-se cada vez da reputação recebida.

Para os compradores que utilizam o mecanismo são construídos dois gráficos em cada momento. O primeiro gráfico, plotado antes de o comprador selecionar os vendedores, compara as reputações parceiro (prestação de serviço) dos vendedores com as três reputações finais dos mesmos vendedores (utilizando o nosso algoritmo com variação em alfa e beta). E o outro gráfico, plotado depois que o comprador interage com o vendedor, compara a reputação que o comprador recebeu dos vendedores com a reputação que ele estimou receber dos mesmos vendedores.

Para os compradores que não utilizam o mecanismo, somente um gráfico é construído em cada momento, onde compara a reputação provedor de serviço do vendedor com a reputação que recebeu do mesmo vendedor.

Para evitar repetição, apresentaremos apenas o ponto de vista de 03 agentes que utilizam o mecanismo (comprador 02, comprador 04 e comprador 07) e o ponto de vista de 02 agentes que não utilizam o mecanismo (comprador 11 e comprador 16).

Selecionamos estes agentes, pois, podemos observar que no caso dos compradores 02, 04 e 07, os resultados obtidos mostram que na maioria dos casos, o mecanismo é eficaz ao analisar o padrão comportamental do avaliador e identificar qual o melhor parceiro para uma futura interação.

Com os compradores 11 e 16 que não utilizam o mecanismo, podemos observar que eles saíram prejudicados. Pois, ao selecionar os vendedores apenas pelas prestações de serviço eles não conseguiram prever a nota que poderia receber. Em alguns casos, esses compradores saíram prejudicados recebendo notas incoerentes com suas atitudes.

7.1 PONTOS DE VISTA DOS AGENTES QUE UTILIZAM O MECANISMO RAVPAC

- Ponto de vista do comprador 02

As Tabelas 16 e 17 apresentam informações sob o ponto de vista do comprador 02 ao interagir com os 10 vendedores nos dois momentos durante a execução do sistema.

Tabela 16: Reputações sob ponto de vista do comprador 02 (1º momento)

1º MOMENTO - COMPRADOR 02							
AGENTES	RE	RC	RP	RF1	RF2	RF3	COMPORTAMENTO
vendedor1	9,039	9,558	10,000	9,313	9,039	9,588	"Normal"
vendedor2	9,977	-1,000	5,000	7,193	8,070	6,316	"Normal"
vendedor3	9,868	1,000	5,000	7,089	8,009	6,202	"Normal"
vendedor4	9,349	9,563	10,000	9,625	9,742	9,949	"Normal"
vendedor5	5,563	-1,000	5,000	4,021	3,630	4,413	"Aleatorio"
vendedor6	10,000	9,436	6,879	7,817	8,437	7,118	"Normal"
vendedor7	9,986	9,748	6,876	7,815	8,432	7,112	"Normal"
vendedor8	10,000	-1,000	5,000	7,028	7,839	6,217	"Tendencia"
vendedor9	5,907	-1,000	5,000	3,903	3,464	4,342	"Aleatorio"
vendedor10	4,956	-1,000	5,000	3,486	2,880	4,091	"Aleatorio"

Tabela 17: Reputações sob Ponto de Vista do Comprador 02 - 2º Momento

2º MOMENTO - COMPRADOR 02							
AGENTES	RE	RC	RP	RF1	RF2	RF3	COMPORTAMENTO
vendedor1	9,519	9,414	10,000	9,478	9,270	9,687	"Normal"
vendedor2	10,000	-1,000	5,000	7,167	8,033	6,300	"Ruido"
vendedor3	1,000	1,000	10,000	5,496	3,694	7,297	"Ruido"
vendedor4	4,556	4,651	10,000	5,889	4,244	7,533	"Normal/Aleatorio"
vendedor5	5,216	-1,000	5,000	3,810	3,334	4,286	"Aleatorio"
vendedor6	9,758	9,134	6,547	7,582	8,325	7,002	"Normal"
vendedor7	9,986	9,748	6,876	7,815	8,432	7,112	"Ruido"
vendedor8	10,000	-1,000	5,000	7,028	7,839	6,217	"Tendencia"
vendedor9	9,697	-1,000	6,435	7,692	8,432	7,473	"Aleatorio/Normal"
vendedor10	5,325	-1,000	5,000	3,673	3,142	4,204	"Aleatorio"

O gráfico da Figura 16 referente ao primeiro momento da simulação mostra que as reputações RP, RF1, RF2 e RF3 dos vendedores 01 e 04 estão muito próximas. Isso significa que para estes agentes os valores da reputação provedor de serviço são próximos aos valores da reputação estimada (considerando o grau de certeza). Neste caso tanto faz utilizar a reputação provedor de serviço como a reputação final para selecionar um vendedor. Como todas as reputações estão acima de 9,0, possivelmente este agente receberá uma boa prestação de serviço e também será provido de uma boa avaliação.

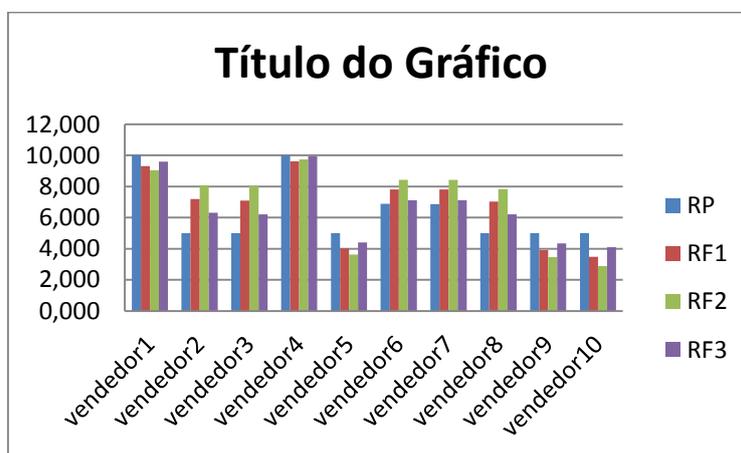


Figura 16: Reputação provedor de serviço e reputações finais dos vendedores – 1º momento do comprador 02.

Observe ainda que mesmo sem conhecer o vendedor 02 e 03 como prestador de serviço (o comprador ainda não interagiu com eles e por isso suas reputações RP são exatamente 5,0), o comprador 02 consegue identificar que eles são bons avaliadores dado que suas RF2s são próximas de 8,0. Sabendo que RF2 prioriza a reputação estimada, se

este valor for maior que RF1 e RF3 significa que a reputação como provedor de serviço é menor que a reputação estimada. Então, o agente pode selecionar este vendedor se tiver interesse em preferir a reputação que ele irá receber à qualidade do serviço que será prestado.

Observe, no segundo momento (Figura 17), que embora o vendedor 03 possua uma reputação provedor de serviço alta, i.e., igual 10,0, a RF2 mudou bastante. Note que RF2 é menor que 4,0. Significa que a reputação estimada associada a este vendedor é baixa. Sabendo que a nota recebida pelo comprador 02 é diferente das outras avaliações desse vendedor, este agente deve tomar cuidado, pois ele pode ser prejudicado por tal vendedor.

Com o passar do tempo, o gráfico mostra que apesar de continuar bom parceiro, RP igual a 10,0, o vendedor 04 também mudou o comportamento nas avaliações. Observe que RF2 é próximo a 4,0 e bem distante de RF3 que prioriza a reputação provedor de serviço e está acima de 7,0. Denota que se o agente ao selecionar este vendedor possivelmente receberá uma boa qualidade de serviço, mas tal vendedor não é confiável como avaliador.

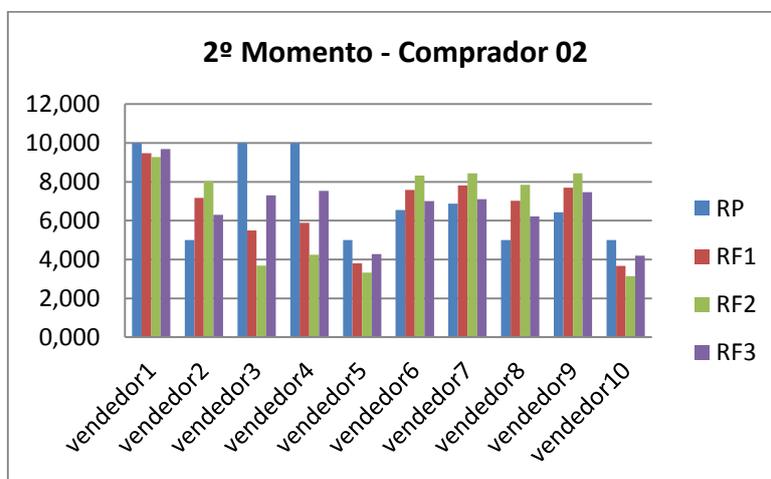


Figura 17: Reputação provedor de serviço e reputações finais dos vendedores - 2º momento do comprador 02.

Embora o comprador ainda não conheça os vendedores 05 e 10 como prestadores de serviços nos dois momentos, ele já sabe que os valores de reputação que ele provê são baixos (ou variáveis) dado que RF2 é próxima de 5,0.

Observe que, no primeiro momento, embora o agente ainda não conheça o vendedor 09 como parceiro, a reputação estimada associada a este vendedor é baixa com

RF2 próxima a 3,0. Já no segundo momento, o gráfico alerta que o mesmo vendedor 09 mudou completamente o seu comportamento como avaliador. Note que a RF2 é alta, i.e., acima de 8,0 indicando assim, uma reputação estimada alta. Então se o agente priorizar mais a reputação que deve receber ao serviço prestado pode selecionar este vendedor.

A Tabela 18 mostra, em ordem crescente, as reputações finais do comprador 02 no segundo momento da simulação. Observe que para eleger o melhor agente vai depender do tipo de estratégia utilizada pelo agente.

Perceba que ao priorizar a RF2, i.e., a maneira como será avaliado, o vendedor 07 avalia melhor que o vendedor 09. Por outro lado, se o agente tiver interesse em priorizar o vendedor pelo serviço que será oferecido, o vendedor 04 é melhor que o vendedor 07. Agora, se o agente prioriza da mesma forma tanto o serviço que será oferecido como a forma que será avaliado ele deve olhar para a RF1, nesse caso o vendedor 07 é melhor que o vendedor 04.

Tabela 18. Reputações finais sob ponto de vista do comprador 02 (2º momento)

2º MOMENTO - COMPRADOR 02					
AGENTES	RF1	AGENTES	RF2	AGENTES	RF3
vendedor1	9,478	vendedor1	9,270	vendedor1	9,687
vendedor7	7,815	vendedor7	8,432	vendedor4	7,533
vendedor9	7,692	vendedor9	8,432	vendedor9	7,473
vendedor6	7,582	vendedor6	8,325	vendedor3	7,297
vendedor2	7,167	vendedor2	8,033	vendedor7	7,112
vendedor8	7,028	vendedor8	7,839	vendedor6	7,002
vendedor4	5,889	vendedor4	4,244	vendedor2	6,300
vendedor3	5,496	vendedor3	3,694	vendedor8	6,217
vendedor5	3,810	vendedor5	3,334	vendedor5	4,286
vendedor10	3,673	vendedor10	3,142	vendedor10	4,204

Observe que os vendedores 03 e 04 são melhores prestadores de serviço do que avaliadores. Já os vendedores 02, 06, 07 e 08 são melhores avaliadores do que prestadores de serviço.

- Reputação Estimada (RE) versus Reputação Recebida (RC) – Comprador 02

Os gráficos das Figuras 18 e 19 comparam a reputação estimada com a reputação recebida dos 10 vendedores sob o ponto de vista do comprador 02 nos dois momentos.

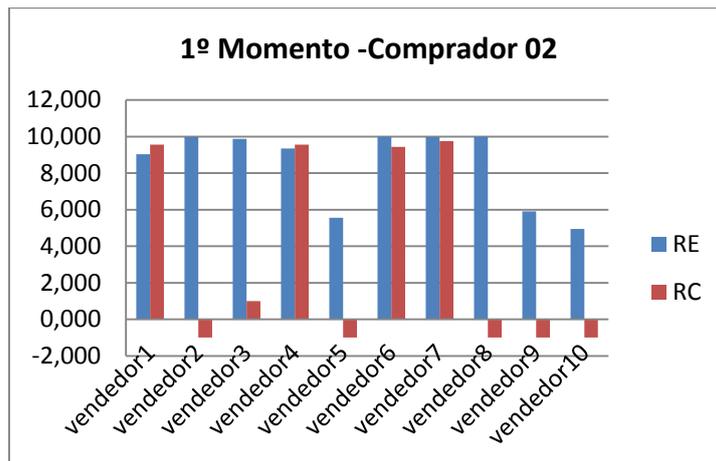


Figura 18: Reputação estimada e reputação recebida - 1º momento do comprador 02.

O comprador 02 no primeiro momento não comprou com os vendedores 02, 05, 08, 09 e 10 (reputação recebida igual -1,0). Note que o comprador 02 foi avaliado (reputação recebida) pelos vendedores 01, 04, 06 e 07 com notas maiores que 9,0. É possível perceber que estas notas estão bem próximas das reputações estimadas.

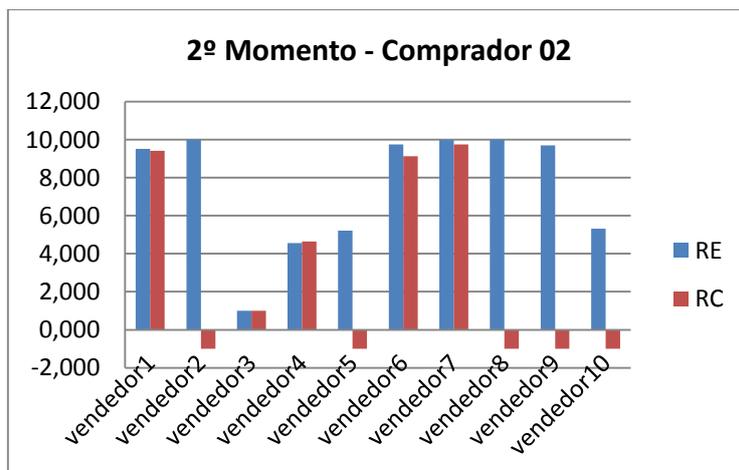


Figura 19: Reputação estimada e reputação recebida - 2º momento do comprador 02.

No primeiro momento a reputação estimada do vendedor 03 é bem diferente da reputação recebida. O vendedor 03 possui o padrão comportamental de tendência em prejudicar o comprador 02, padrão este que não tinha sido identificado ainda pelo mecanismo neste momento. Observe que no segundo momento o comprador 02 recebeu a mesma reputação que estimou receber desse vendedor. Além de mostrar que esse vendedor possui tendência em prejudicá-lo, o mecanismo ainda consegue estimar a reputação que o comprador 02 deve receber.

No segundo momento, o vendedor 04 avalia seu parceiro com nota bem diferente da avaliação do primeiro momento. Tal vendedor avalia seus parceiros com notas aleatórias. Note que mesmo com o padrão de comportamento aleatório a reputação recebida é bem próxima da reputação estimada. No entanto, com padrão comportamental aleatório o grau de certeza é sempre baixo, sendo assim, provavelmente nas próximas interações com o mesmo vendedor a reputação estimada estará distante da reputação recebida.

- Ponto de Vista do Comprador 04

As Tabelas 19 e 20 e os gráficos das Figuras 20 e 21 apresentam informações sobre o ponto de vista do comprador 04 ao interagir com os 10 vendedores nos dois momentos da simulação.

Tabela 19: Reputações sob ponto de vista do comprador 04 (1º momento)

1º MOMENTO -COMPRADOR 04							
AGENTES	RE	RC	RP	RF1	RF2	RF3	COMPORTAMENTO
vendedor1	9,987	9,878	10,000	9,791	9,708	9,875	"Normal"
vendedor2	9,900	-1,000	5,000	7,186	8,060	6,312	"Normal"
vendedor3	9,871	-1,000	5,000	7,188	8,063	6,313	"Ruido"
vendedor4	9,967	9,878	10,000	9,754	9,691	9,845	"Normal"
vendedor5	5,563	1,365	10,000	6,521	5,130	7,913	"Aleatorio"
vendedor6	10,000	9,436	6,879	7,817	8,437	7,118	"Normal"
vendedor7	9,877	9,193	6,776	7,705	8,300	7,011	"Ruido"
vendedor8	9,765	9,154	6,599	7,594	8,355	7,033	"Tendencia"
vendedor9	5,637	-1,000	5,000	3,796	3,314	4,278	"Aleatorio"
vendedor10	5,135	-1,000	5,000	3,571	2,999	4,142	"Aleatorio"

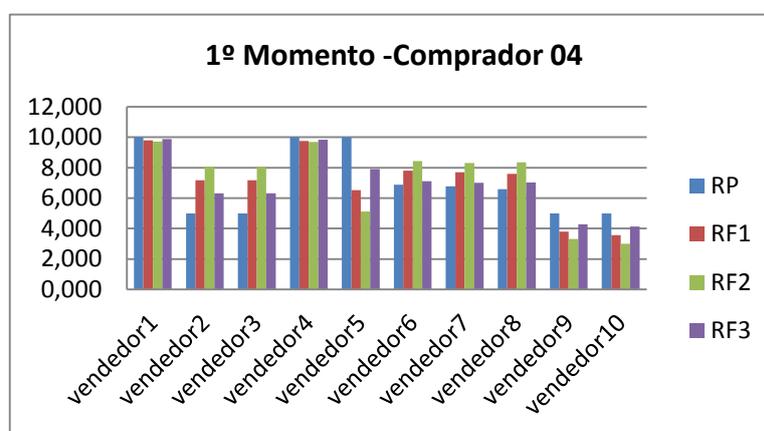
Observe que no primeiro momento, os vendedores 01 e 04 estão com as RP, RF1, RF2 e RF3 muito próximas e com valores elevados, acima de 9,0, possivelmente este agente receberá uma boa qualidade de serviço e também será provido de uma boa avaliação.

Entretanto, a partir do segundo momento (Figura 21) é possível perceber que mesmo com a reputação provedor de serviço elevada, o vendedor 04 mudou completamente o seu comportamento como avaliador.

Note que a RF2 nesse momento é baixa, i.e, um pouco acima de 4,0 indicando assim, uma reputação estimada baixa. Então, o agente deve selecionar tal vendedor somente se priorizar a qualidade do serviço que será prestado, não se importando com a nota que pode receber do avaliador.

Tabela 20. Reputações sob ponto de vista do comprador 04 (2º momento)

2º MOMENTO - COMPRADOR 04							
AGENTES	RE	RC	RP	RF1	RF2	RF3	COMPORTAMENTO
vendedor1	10,000	9,674	10,000	9,775	9,685	9,865	"Normal"
vendedor2	9,987	1,000	10,000	9,765	9,675	9,855	"Normal"
vendedor3	10,000	-1,000	5,000	7,205	8,087	6,323	"Ruido"
vendedor4	4,556	3,278	10,000	5,889	4,244	7,533	"Normal/Aleatorio"
vendedor5	5,575	7,365	10,000	6,534	5,160	7,963	"Aleatorio"
vendedor6	9,988	9,736	6,859	7,806	8,417	7,109	"Normal"
vendedor7	9,877	9,993	6,776	7,705	8,300	7,011	"Ruido"
vendedor8	9,765	9,654	6,599	7,594	8,355	7,033	"Tendencia"
vendedor9	6,912	-1,000	5,000	4,448	4,227	4,669	"Aleatorio"
vendedor10	5,358	-1,000	5,000	3,699	3,178	4,219	"Aleatorio"

**Figura 20: Reputação provedor de serviço e reputações finais dos vendedores - 1º momento do comprador 04.**

O vendedor 05, nos dois momentos, possui uma excelente reputação como provedor de serviço, i.e., reputação igual a 10,0, com esta nota ele pode ser considerado um bom parceiro. Note que a RF3 que prioriza a RP é próxima de 8,0. No entanto, a RF2 que prioriza a RE é um pouco acima de 5,0, significa que tal vendedor não é um bom avaliador.

Perceba ainda que, nos dois momentos, embora o agente ainda não conheça os vendedores 09 e 10 como prestadores de serviço, o mecanismo já consegue identificar que tais vendedores não são bons avaliadores, i.e., a reputação estimada associada a estes vendedores são baixas. Note que as RF2s apresentam valores baixos. Então, se o agente tiver interesse em priorizar a reputação que ele irá receber ele não deve selecionar este vendedor.

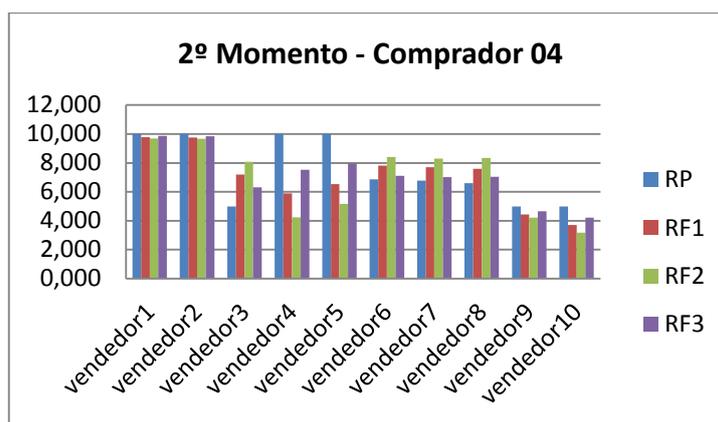


Figura 21: Reputação provedor de serviço e reputações finais dos vendedores - 2º momento do comprador 04.

Nas Tabelas 21 e 22 temos as listas ordenadas de RF1, RF2 e RF3, observe que para selecionar o melhor agente vai depender do tipo de estratégia utilizada pelo agente. Note que na Tabela 21 (referente ao primeiro momento) o vendedor 05 pode ser selecionado caso o agente priorize a prestação de serviço, mas se preferir selecionar um agente pela forma como será avaliado ele deve tomar cuidado, pois a RF2 é bem baixa. Se o agente levar em consideração as duas estratégias da mesma forma, ele deve observar que RF1 do vendedor 05 também apresenta um valor baixo.

Tabela 21. Reputações finais sob ponto de vista do comprador 04 (1º momento)

1º MOMENTO - COMPRADOR 04					
AGENTES	RF1	AGENTES	RF2	AGENTES	RF3
vendedor1	9,791	vendedor1	9,708	vendedor1	9,875
vendedor4	9,754	vendedor4	9,691	vendedor4	9,845
vendedor6	7,817	vendedor6	8,437	vendedor5	7,913
vendedor7	7,705	vendedor8	8,355	vendedor6	7,118
vendedor8	7,594	vendedor7	8,300	vendedor8	7,033
vendedor3	7,188	vendedor3	8,063	vendedor7	7,011
vendedor2	7,186	vendedor2	8,060	vendedor3	6,313
vendedor5	6,521	vendedor5	5,130	vendedor2	6,312
vendedor9	3,796	vendedor9	3,314	vendedor9	4,278
vendedor10	3,571	vendedor10	2,999	vendedor10	4,142

Tabela 22: Reputações finais sob ponto de vista do comprador 04 (2º momento)

2º MOMENTO - COMPRADOR 04					
AGENTES	RF1	AGENTES	RF2	AGENTES	RF3
vendedor1	9,775	vendedor1	9,685	vendedor1	9,865
vendedor2	9,765	vendedor2	9,675	vendedor2	9,855
vendedor6	7,806	vendedor6	8,417	vendedor5	7,963
vendedor7	7,705	vendedor8	8,355	vendedor4	7,533
vendedor8	7,594	vendedor7	8,300	vendedor6	7,109
vendedor3	7,205	vendedor3	8,087	vendedor8	7,033
vendedor5	6,534	vendedor5	5,160	vendedor7	7,011
vendedor4	5,889	vendedor4	4,244	vendedor3	6,323
vendedor9	4,448	vendedor9	4,227	vendedor9	4,669
vendedor10	3,699	vendedor10	3,178	vendedor10	4,219

- Reputação estimada (RE) versus reputação recebida (RC) – comprador 04

Observando os dois gráficos (Figuras 22 e 23) é possível perceber que a maioria das reputações estimadas está bem próxima das reputações recebidas.

Perceba que as reputações estimadas do vendedor 05, nos dois momentos, estão bem distantes das reputações recebidas. Tal vendedor apresenta comportamento aleatório. Já o vendedor 04 quando apresentava comportamento normal o mecanismo conseguia estimar a reputação bem próxima da reputação recebida. Mas ao mudar o comportamento para aleatório a reputação estimada distancia-se da reputação recebida. Lembrando que no comportamento aleatório o grau de certeza é baixo.

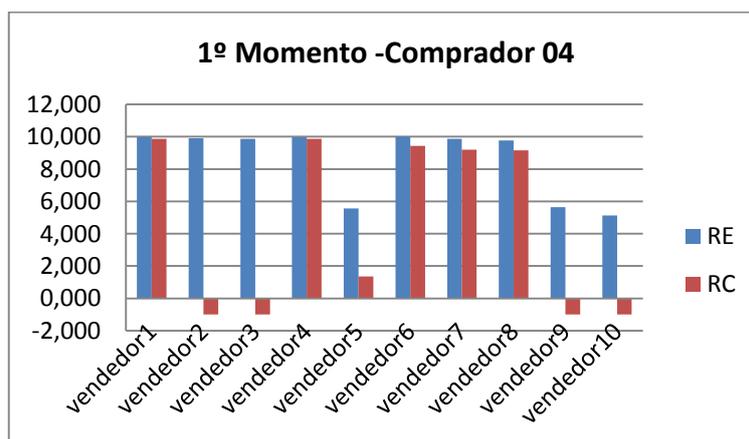


Figura 22: Reputação estimada e reputação recebida - 1º momento do comprador 04.

A RC do vendedor 02 é baixa, próxima a 1,0 e a RE é bem elevada, igual a 10,0, i.e, o mecanismo estimou receber uma nota elevada, mas houve um ruído em suas avaliações e o ruído foi com o vendedor 02. Por outro lado, as outras reputações estão

bem próximas, somente nos casos de comportamento aleatório o mecanismo não consegue aproximar as reputações.

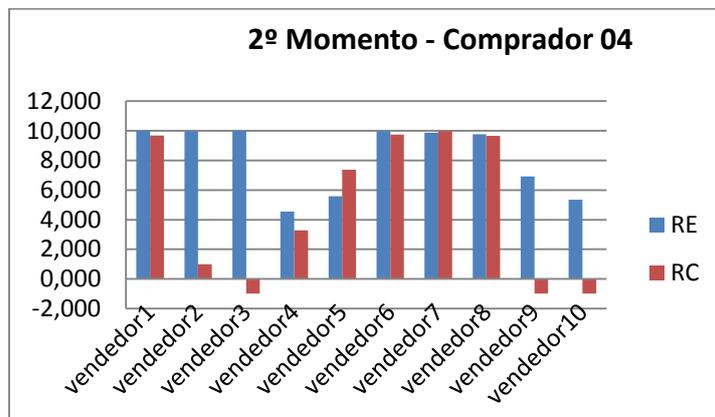


Figura 23: Reputação estimada e reputação recebida - 2º momento do comprador 04.

- Ponto de vista do comprador 06

As Tabelas 23 e 24 e os gráficos das Figuras 24 e 25 apresentam informações sobre o ponto de vista do comprador 06 ao interagir com os 10 vendedores nos dois momentos da simulação.

Tabela 23: Reputações sob ponto de vista do comprador 06 (1º momento)

1º MOMENTO - COMPRADOR 06							
AGENTES	RE	RC	RP	RF1	RF2	RF3	COMPORTAMENTO
vendedor1	10,0000	-1,0000	5,0000	7,2895	8,2052	6,3737	"Normal"
vendedor2	9,9658	9,5228	10,0000	9,8142	9,6999	9,8785	"Normal"
vendedor3	10,0000	-1,0000	5,0000	7,1876	8,0626	6,3126	"Ruido"
vendedor4	9,8865	9,8784	10,0000	9,6912	9,6077	9,7747	"Normal"
vendedor5	5,3176	-1,0000	5,0000	3,9238	3,4933	4,3543	"Aleatorio"
vendedor6	10,0000	-1,0000	5,0000	7,1653	8,0315	6,2992	"Normal"
vendedor7	10,0000	-1,0000	5,0000	7,1216	7,9702	6,2730	"Ruido"
vendedor8	10,0000	-1,0000	5,0000	7,0277	7,8387	6,2166	"Normal"
vendedor9	5,9072	-1,0000	5,0000	3,9028	3,4639	4,3417	"Aleatorio"
vendedor10	4,9563	3,9885	6,2987	4,3473	3,3495	4,9400	"Aleatorio"

No primeiro momento, tanto faz utilizar o mecanismo com os vendedores 02 e 03, note que todas as reputações estão bem próximas e bem elevadas. Possivelmente o agente terá um bom parceiro e um bom avaliador já que todas as reputações estão acima de 9,0.

Apesar do agente ainda não conhecer a maioria dos vendedores como prestadores de serviço, ele já consegue estimar a reputação que deve receber dos vendedores. Perceba que se o agente tiver interesse em priorizar a reputação que ele irá receber ao invés da qualidade do serviço, eles devem tomar cuidado com os vendedores 05, 09 e 10. Note que as RF2s são baixas, próxima a 4,0. No entanto, os demais vendedores apresentam RF2s elevadas, o que significa que as reputações estimadas são altas.

Tabela 24: Reputações sob ponto de vista do comprador 06 (2º momento)

2º MOMENTO - COMPRADOR 06							
AGENTES	RE	RC	RP	RF1	RF2	RF3	COMPORTAMENTO
vendedor1	10,0000	9,9517	10,0000	9,7741	9,6837	9,8645	"Normal"
vendedor2	10,0000	9,5538	10,0000	9,6666	9,5332	9,8000	"Ruido"
vendedor3	10,0000	-1,0000	5,0000	7,2051	8,0872	6,3231	"Ruido"
vendedor4	6,4674	4,9080	10,0000	6,7543	5,4561	8,0526	"Normal/Aleatorio"
vendedor5	5,2163	-1,0000	5,0000	3,8100	3,3339	4,2860	"Aleatorio"
vendedor6	9,5369	9,4052	6,7830	7,2080	7,9513	6,3648	"Normal"
vendedor7	10,0000	9,8359	6,8886	7,8270	8,4470	7,1279	"Ruido"
vendedor8	10,0000	9,7359	6,8486	7,8007	8,4070	7,1068	"Tendencia"
vendedor9	9,2234	9,4860	6,4488	6,9807	7,8675	6,0065	"Aleatorio/Normal"
vendedor10	5,3610	3,9885	6,7685	4,3997	3,7201	5,1882	"Aleatorio"

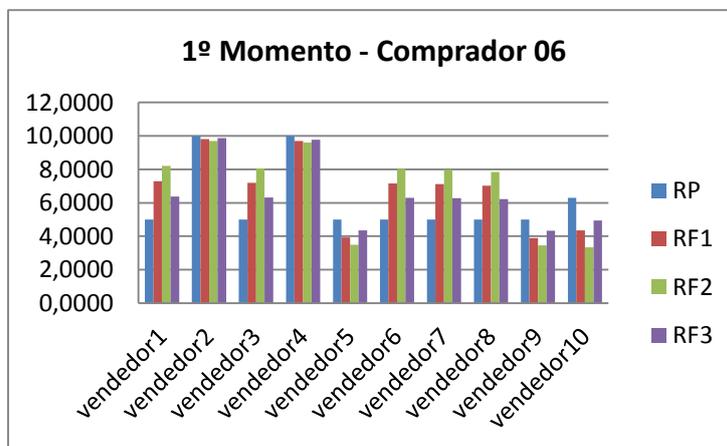


Figura 24: Reputação provedor de serviço e reputações finais dos vendedores -1º momento do comprador 06.

A partir do segundo momento é possível perceber que os vendedores 06, 07 e 08 apresentam reputações bem próximas. Note que eles não são bons prestadores de serviços, uma vez que suas reputações provedores de serviços são próximas a 6,0. No entanto, as RF2s são maiores que RF1s e RF3s, o que significa que a reputação provedor de serviço é menor que a reputação estimada. Neste caso, se o agente priorizar mais a

avaliação que receberá à qualidade do serviço prestado, ele pode selecionar qualquer um desses vendedores.

Perceba que os vendedores 04 e 09 mudaram o comportamento ao avaliar seus parceiros. No primeiro momento, o vendedor 04 apresenta um comportamento normal com RF2 bem elevada, acima de 9,0. Já o vendedor 09 apresenta comportamento aleatório com RF2 bastante baixa, próxima a 3,0. No segundo momento, os comportamentos modificam, o vendedor 04 mudou o comportamento para aleatório, com RF2 próxima a 5,0 e o vendedor 09 mudou para comportamento normal com RF2 próxima a 8,0.

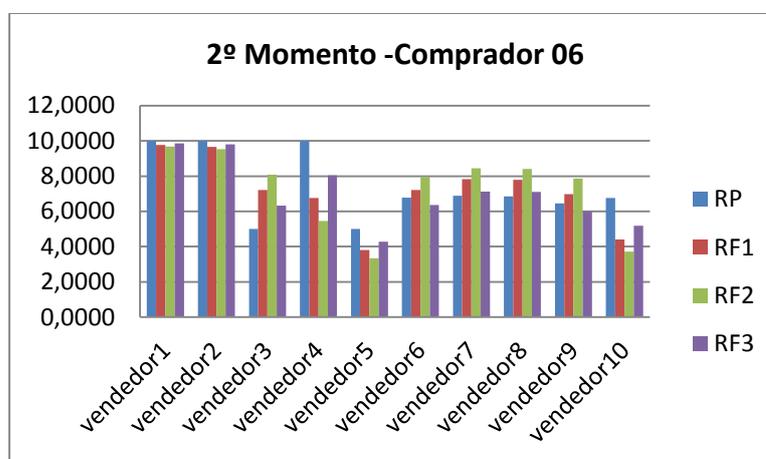


Figura 25: Reputação provedor de serviço e reputações finais dos vendedores – 2º momento do comprador 06.

Na Tabela 25 as listas ordenadas de RF1, RF2 e RF3 mostram que o vendedor 07 é melhor avaliador que o vendedor 04, considerando a RF2.

Tabela 25: Reputações finais sob ponto de vista do comprador 06 (2º momento)

2º MOMENTO - COMPRADOR 06					
AGENTES	RF1	AGENTES	RF2	AGENTES	RF3
vendedor1	9,7741	vendedor1	9,6837	vendedor1	9,8645
vendedor2	9,6666	vendedor2	9,5332	vendedor2	9,8000
vendedor7	7,8270	vendedor7	8,4470	vendedor4	8,0526
vendedor8	7,8007	vendedor8	8,4070	vendedor7	7,1279
vendedor6	7,2080	vendedor3	8,0872	vendedor8	7,1068
vendedor3	7,2051	vendedor6	7,9513	vendedor6	6,3648
vendedor9	6,9807	vendedor9	7,8675	vendedor3	6,3231
vendedor4	6,7543	vendedor4	5,4561	vendedor9	6,0065
vendedor10	4,3997	vendedor10	3,7201	vendedor10	5,1882
vendedor5	3,8100	vendedor5	3,3339	vendedor5	4,2860

- Reputação estimada (RE) versus Reputação recebida (RC) – Comprador 06

Por outro lado, se o agente prioriza mais o serviço que será oferecido deve olhar para a RF3, nesse caso o vendedor 04 é melhor que o vendedor 07. O mecanismo mostra que o agente pode eleger o melhor parceiro conforme do tipo de estratégia utilizada.

Os gráficos das Figuras 26 e 27 comparam a reputação estimada com a reputação recebida dos 10 vendedores sob o ponto de vista do comprador 06 nos dois momentos.

Observe que no primeiro momento, o comprador 06 não comprou livro com a maioria dos vendedores. No entanto, é possível perceber que a reputações estimadas dos vendedores 02 e 04 estão bem próximas. Já com o vendedor 10 que apresenta comportamento aleatório a reputação estimada não está tão próxima da reputação recebida.

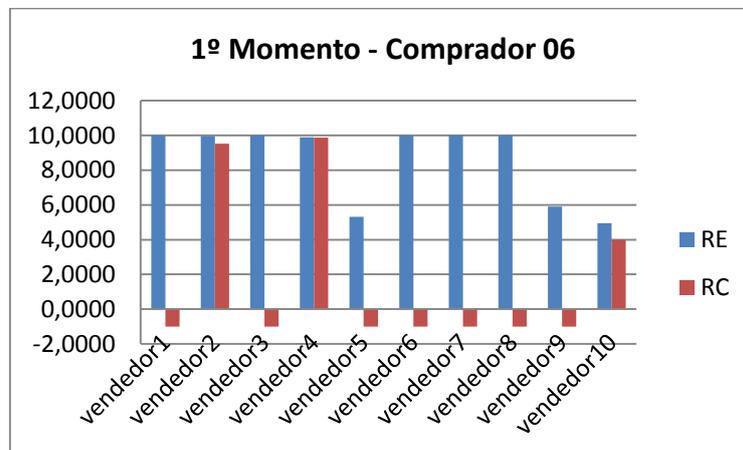


Figura 26: Reputação Estimada e Reputação Recebida - 1º Momento do Comprador 06.

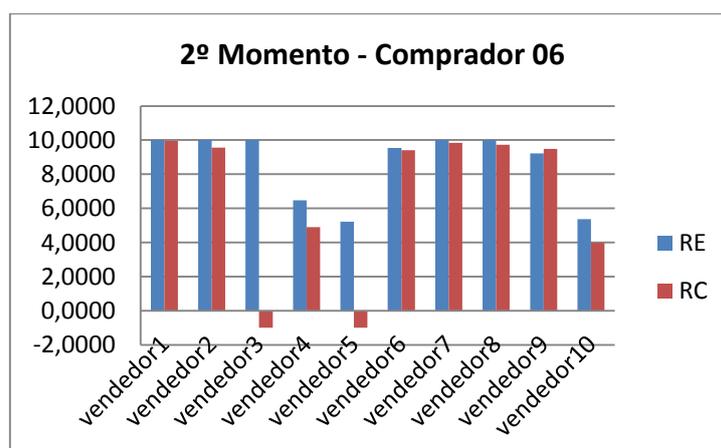


Figura 27: Reputação estimada e reputação recebida - 2º momento do comprador 06.

Note, no segundo momento, que o comprador 06 comprou livro com a maioria dos vendedores. Perceba que, na maioria dos vendedores na qual o agente interagiu, as reputações estimadas estão bem próximas das reputações recebidas. Somente nos comportamentos aleatórios, com os vendedores 04 e 10, as reputações estão distantes.

7.2 PONTOS DE VISTA DOS AGENTES QUE NÃO UTILIZAM O MECANISMO RAVPAC

- Ponto de vista do comprador 11

As Tabelas 26 e 27 e os gráficos das Figuras 28 e 29 apresentam informações sobre o ponto de vista do comprador 11 ao interagir com os 10 vendedores nos dois momentos da simulação. Lembrando que este agente não utiliza o mecanismo proposto, mas participa da mesma situação ilegal com fatos similares, ele efetua o pagamento da compra do livro com 02 dias de atraso.

Tabelas 26 e 27: Reputações sob ponto de vista do comprador 11 (1º momento - 2º momento)

1º MOMENTO - COMPRADO 11			2º MOMENTO - COMPRADO 11		
AGENTES	RP	RC	AGENTES	RP	RC
vendedor1	10,0000	8,3005	vendedor1	10,0000	8,9758
vendedor2	5,0000	-1,0000	vendedor2	10,0000	8,7695
vendedor3	10,0000	8,9899	vendedor3	10,0000	8,9870
vendedor4	10,0000	8,1530	vendedor4	10,0000	1,8570
vendedor5	5,0000	-1,0000	vendedor5	10,0000	2,0766
vendedor6	6,1568	8,8452	vendedor6	6,3399	8,0621
vendedor7	6,7077	8,1099	vendedor7	6,6085	8,9018
vendedor8	6,9812	8,6329	vendedor8	6,0005	8,6959
vendedor9	6,1736	2,4003	vendedor9	6,3425	0,3837
vendedor10	6,8131	3,2690	vendedor10	6,5424	2,2979

Os vendedores 01, 03 e 04, no primeiro momento, possuem reputações parceiro elevadas, iguais a 10,0. E as reputações recebidas também são boas, acima de 8,0. Mesmo sem utilizar o mecanismo, possivelmente, o agente terá um bom parceiro e um bom avaliador já que todas as reputações estão acima de 8,0.

Perceba que o vendedor 04 mudou sua avaliação, no primeiro momento a reputação recebida é acima de 8,0. No entanto, no segundo momento, o mesmo vendedor avalia o comprador com nota abaixo de 2,0. Com o mecanismo, o agente consegue perceber que o vendedor 04 mudou o comportamento ao avaliar seus parceiros.

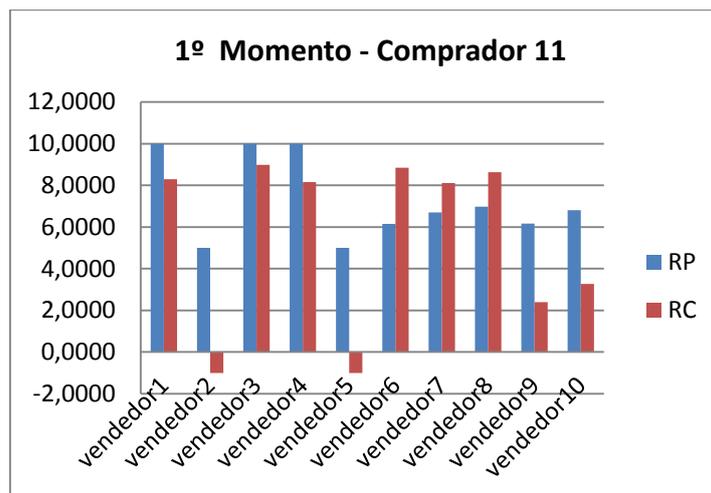


Figura 28: Reputação provedor de serviço e reputação recebida -1º momento do comprador 11.

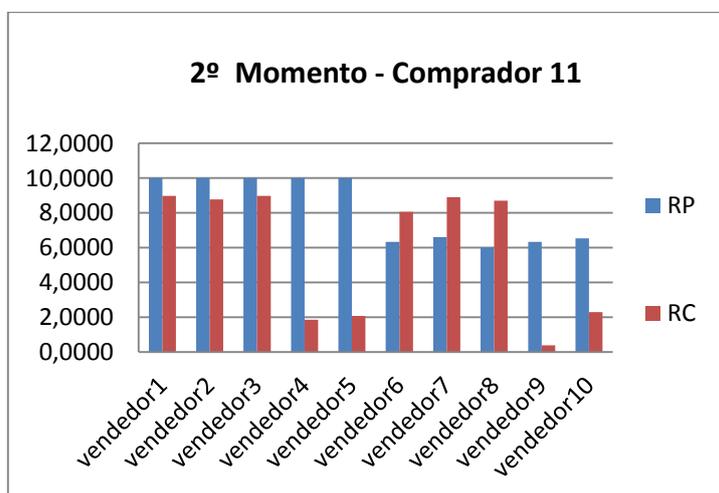


Figura 29: Reputação provedor de serviço e reputação recebida - 2º momento do comprador 11.

Por outro lado, os vendedores 06, 07 e 08 não são bons parceiros. No entanto, as reputações recebidas são boas, acima de 8,0. Se o agente priorizar mais a avaliação que ele pode receber dos vendedores ao invés da prestação de serviço é importante utilizar o mecanismo proposto. Pois, somente pela avaliação parceiro não é possível perceber se este vendedor é um bom avaliador ou não.

- Ponto de vista do comprador 16

As Tabelas 28 e 29 e os gráficos das Figuras 30 e 31 apresentam informações sobre o ponto de vista do comprador 16 ao interagir com os 10 vendedores nos dois momentos da simulação. Lembrando que este agente participa da mesma situação dos

demais compradores, porém com fatos diferentes, ele efetua o pagamento do livro com 07 dias de atraso e não utiliza o mecanismo proposto.

**Tabela 28 e 29: Reputações sob ponto de vista do comprador 16
(1º momento e 2º momento)**

1º MOMENTO - COMPRADOR 16			2º MOMENTO - COMPRADOR 16		
VENDEDORES	RP	RC	VENDEDORES	RP	RC
vendedor1	10,0000	3,2598	vendedor1	10,0000	3,2871
vendedor2	10,0000	3,0454	vendedor2	10,0000	3,4997
vendedor3	10,0000	3,8391	vendedor3	10,0000	3,5216
vendedor4	10,0000	3,8906	vendedor4	10,0000	8,2674
vendedor5	10,0000	7,0604	vendedor5	10,0000	0,8838
vendedor6	6,9796	3,9076	vendedor6	6,0947	3,7472
vendedor7	5,0000	-1,0000	vendedor7	6,5473	3,8521
vendedor8	5,0000	-1,0000	vendedor8	5,0000	3,2145
vendedor9	6,8944	1,9904	vendedor9	6,8944	3,4297
vendedor10	5,0000	-1,0000	vendedor10	5,0000	-1,0000

Observe que os vendedores 01, 02, 03 e 04, nos dois momentos, são excelentes parceiros, pois todas as RPs são iguais a 10,0. Neste caso, se comprador 16 selecionar tais vendedores apenas por serem bons parceiros, ele pode receber avaliações coerentes com as datas do pagamento do livro. Perceba que todas as RCs são próximas a 3,0, i.e., estas notas estão coerentes com o atraso no pagamento do livro.

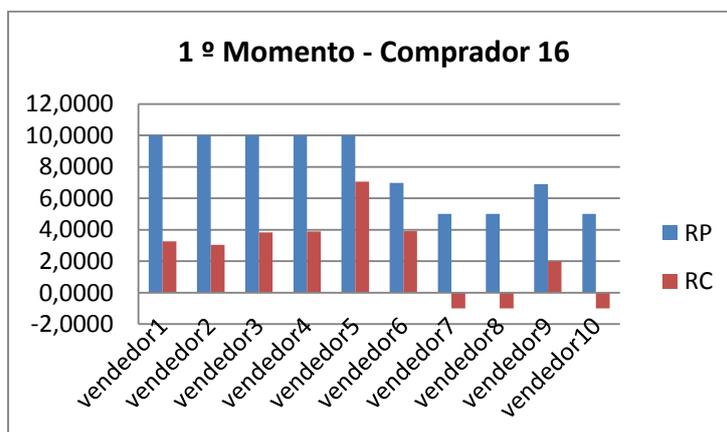


Figura 30: Reputação provedor de serviço e reputação recebida - 1º momento do comprador 16.

Observe que, no segundo momento, a reputação recebida do vendedor 04 é bem alta, próxima a 8,0. Apesar de receber uma boa nota, o comprador 16 não consegue perceber que o vendedor mudou o comportamento, antes era normal e agora passou a ser

aleatório. No entanto, se o comprador 16 selecionar novamente o vendedor 04 observando somente a reputação que recebeu no passado ele pode ser prejudicado na sua avaliação.

Perceba que, no início, o vendedor 05 possui uma ótima reputação provedor de serviço e a reputação recebida é além da expectativa, RC próxima a 7,0. Mas, no segundo momento, a reputação recebida é muito baixa, próxima a 0,0. Apesar de o comprador 16 não ser um bom parceiro, ele pode ser bastante prejudicado ao selecionar o vendedor 05. Ao utilizar o mecanismo, o comprador percebe que tal vendedor avalia seus parceiros de forma aleatória.

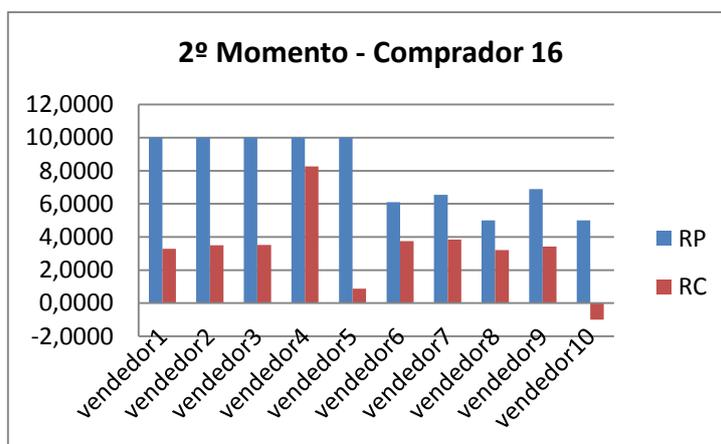


Figura 31: Reputação provedor de serviço e reputação recebida - 2º momento do comprador 16.

7.3 LIMITAÇÕES DA ABORDAGEM

Após a análise dos experimentos, verificamos que é importante utilizar o mecanismo proposto quando o AM prioriza mais a reputação que ele deve receber ao serviço prestado. No entanto, verificamos que o mecanismo apresenta algumas limitações. Abaixo, na Tabela 30, estão detalhadas as referidas limitações.

Tabela 30. Descrição sobre limitações do mecanismo proposto

Padrão de Comportamento	Descrição da Limitação
Normal	Não há limitação
Ruído	Quando o ruído é com o próprio AM o mecanismo analisa como tendência, pois não consegue prever que será apenas um ruído. No entanto, o AM pode deixar de selecionar um bom AV na próxima interação.
Tendência	Antes de o AM receber uma avaliação tendenciosa, o mecanismo analisa que o AV possui comportamento normal. O AM confia, interage com tal AV e a reputação recebida é bem diferente da reputação estimada, i.e, o mecanismo só consegue perceber que o AV possui tendência em prejudicar o AM após a primeira avaliação.

Mudança de Comportamento	Antes da mudança de comportamento, o mecanismo informa a reputação estimada ao AM. Ao selecionar o parceiro, o AM pode ser prejudicado, pois o AV pode mudar o comportamento e avaliar de forma bem diferente das outras avaliações. Ou seja, antes de ocorrer a mudança, não é possível prever que o AV passará a apresentar outro padrão comportamental.
Aleatório	O mecanismo não consegue estimar com precisão a nota que o AM deve receber, i.e., o mecanismo estima a reputação, porém o grau de certeza é baixo.

Lembrando que o mecanismo é aplicado somente a partir de três avaliações. Porém, somente com três avaliações, o resultado também não é tão confiável, quanto mais avaliações são utilizadas para calcular a RF mais confiável é o resultado. Os padrões de comportamentos somente serão percebidos à medida que aumentam as avaliações dos vendedores.

Nas situações em que o AV apresenta comportamento normal podemos verificar que não há necessidade em utilizar este mecanismo. A nossa abordagem é importante nas situações em que o AV apresenta comportamento aleatório, ruído, tendência e mudança de comportamento. No comportamento aleatório, mesmo sem conseguir estimar a reputação com precisão, o mecanismo consegue alertar que o AV não é um bom avaliador e deve tomar cuidado ao selecionar tal parceiro.

CAPÍTULO 8 – CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

Neste capítulo é apresentado o resumo da pesquisa descrita nessa dissertação, explicitando suas contribuições, limitações e sugestões para prosseguimento do trabalho.

8.1 RESUMO DO TRABALHO

Para atingir seus objetivos e os objetivos globais do Sistema Multi-agentes (SMA) onde estão inseridos, os agentes de software frequentemente necessitam interagir fornecendo e solicitando serviços e recursos. Por serem entidades autônomas e orientadas a objetivos, suas intenções e ações são de certa forma imprevisíveis do ponto de vista do sistema (JENNINGS 1999; ESTEVA et al, 2004).

Devido ao tamanho de tais Sistemas, os agentes podem ser obrigados a interagir com agentes com os quais eles pouco interagiram e que, portanto, pouco conhecem ou ainda com os quais nunca interagiram e que, portanto, não sabem como se comportam quando requisitados para prover um serviço ou fornecer um recurso.

Por serem entidades autônomas e geralmente heterogêneas, diversos Sistemas de Reputação vêm sendo propostos na literatura para ajudar os agentes a selecionarem seus futuros parceiros. Estes sistemas auxiliam os agentes na avaliação do comportamento dos seus parceiros de interação e na coleta, distribuição e agregação destas informações. Em virtude disso, estes sistemas auxiliam os agentes a decidirem em quem confiar, motivam o bom comportamento dos participantes e procuram controlar a participação daqueles que são considerados desonestos (L'OPEZ; LUCK; D'INVERNO, 2002).

As avaliações que os agentes recebem refletindo seus comportamentos nas interações com seus parceiros recebem o nome de reputação. Quanto maior a reputação de um agente como provedor de um determinado serviço maior a chance deste agente prover um bom serviço em futuras interações. A reputação de um agente pode ser avaliada por outros agentes e cada agente possui seu próprio ponto de vista em relação ao comportamento dos parceiros nas interações.

Atualmente, nos Sistemas de Reputação, as fontes de informações utilizadas nos modelos informam somente sobre o comportamento de seus parceiros em relação às prestações de serviços oferecidas e nenhum modelo se preocupa se o futuro parceiro é um

bom avaliador ou não. Essa constatação foi a principal motivação para o desenvolvimento dessa pesquisa.

Este trabalho propõe um mecanismo que auxilie agentes a escolher seus parceiros nas futuras interações. O mecanismo *RAVPAC* segue as seguintes etapas: (i) identifica tendências de julgamento do agente ao avaliar seus parceiros; (ii) estima o futuro valor de reputação que um agente pode receber ao interagir com o agente avaliador e; (iii) calcula a reputação do agente baseando-se nas informações sobre a prestação de serviço oferecida pelo agente e pela forma como o agente avalia seus parceiros.

A abordagem foi avaliada por meio de um aplicativo de comércio eletrônico, onde alguns compradores são capazes de selecionar os vendedores com base em nossa abordagem. Esses compradores são capazes de descobrir os padrões de comportamento dos vendedores e calcular a reputação que receberão se interagir com tais vendedores. Em seguida, eles usam essa informação juntamente com a reputação dos vendedores como prestadores de serviços para selecionar o melhor vendedor disponível para interagir.

Os resultados obtidos foram importantes para mostrar que o mecanismo é capaz de analisar o padrão comportamental do avaliador e mostrar qual o melhor parceiro para uma futura interação. Foi possível demonstrar nos experimentos que o uso do mecanismo ao selecionar o agente traz mais benefícios do que o não uso. Podemos perceber que os agentes não utilizaram o mecanismo saíram prejudicados. Pois, ao selecionar os vendedores apenas pelas prestações de serviço eles não conseguiram prever a nota que poderia receber e em algumas situações tais agentes receberam reputações incoerentes com suas atitudes.

8.2 CONTRIBUIÇÕES

Esta dissertação contribui com a proposta de uma abordagem que auxilie o agente de software a selecionar o parceiro mais adequado para sua interação. Nenhuma proposta anterior observa o comportamento de um agente como avaliador. A seguir estão listadas as principais contribuições desta dissertação:

1. Mecanismo que identifica tendências no julgamento do agente ao avaliar seus parceiros, analisando as avaliações passadas do agente numa mesma situação com mesma violação de norma e fatos semelhantes;

2. Mecanismo que estima o futuro valor de reputação que um agente pode receber ao interagir com o agente avaliador, através do padrão comportamental do agente nas suas avaliações;
3. Mecanismo que calcula a reputação final do agente. No cálculo da reputação final, o agente pode ponderar o que ele considera ser mais importante como critério de avaliação de um futuro parceiro, entre a reputação do agente como provedor de serviço e a reputação que poderá receber numa futura interação;
4. A implementação dos mecanismos citados nos itens 1, 2 e 3 em linguagem Java. Neste trabalho foram definidos cinco padrões de comportamento (normal, ruído, tendência, aleatório e mudança de comportamento). O usuário que utilizar o mecanismo poderá estendê-los incluindo novos tipos de padrões de comportamentos. É importante lembrar que ao estender o mecanismo *RAVPAC* é possível implementar uma forma diferente da utilizada no mecanismo para calcular a reputação provedor de serviço. No entanto, a forma como é calculada a reputação final não pode ser alterada;
5. A simulação desenvolvida na ferramenta *Jason* onde os agentes utilizam o mecanismo proposto para (i) identificar o padrão comportamental, (ii) prever o valor da reputação que poderá receber na futura interação e (iii) calcular a reputação final do agente. Tal simulação poderá ser utilizada por outros pesquisadores para testar o mecanismo podendo assim contribuir na sua extensão com os trabalhos futuros.

8.3 LIMITAÇÕES

Nossa proposta apresenta algumas limitações que devem ser levadas em consideração. Após os experimentos, verificamos que alguns padrões de comportamento num determinado momento apresentam limitações no cálculo da reputação do agente. Com exceção do comportamento aleatório, as limitações estão relacionadas ao fato do mecanismo analisar apenas avaliações passadas para prever uma futura avaliação. Abaixo, estão descritas as limitações:

- **Ruído:** Quando o ruído é com o próprio agente, o mecanismo analisa como tendência, pois não consegue prever se será apenas um ruído ou não. Nesse caso, o agente pode deixar de selecionar um bom avaliador na próxima interação.

- **Tendência:** Antes de o agente receber uma avaliação tendenciosa, o mecanismo analisa e detecta que o avaliador é coerente ao avaliar seus parceiros, i.e, possui padrão comportamental normal. Após isso, o agente seleciona e interage com tal avaliador. No entanto, a reputação recebida é bem diferente da reputação estimada, i.e, o mecanismo só consegue perceber que o avaliador possui tendência em prejudicá-lo, após a sua primeira avaliação.

- **Mudança de Comportamento:** Antes da mudança de comportamento, o mecanismo informa a reputação estimada ao agente. Ao selecionar o parceiro, o agente pode ser prejudicado, pois o avaliador pode mudar o comportamento e avaliar de forma bem diferente das outras avaliações. Ou seja, antes da mudança, não é possível prever que o agente passará a apresentar outro padrão comportamental.

- **Aleatório:** Como desvio da curva das avaliações é elevado, o mecanismo não consegue estimar com precisão a nota que o agente deve receber, pois o grau de certeza é baixo.

8.4 TRABALHOS FUTUROS

Essa dissertação aponta algumas sugestões para trabalhos futuros com intenção de tornar o mecanismo *RAVPAC* mais eficiente. A seguir, são apresentadas as perspectivas para o prosseguimento dessa pesquisa:

1. Nossa abordagem considera que os agentes apresentam prontamente suas avaliações sobre seus parceiros passados. Estamos no processo de definição de mecanismos de incentivo para estimular os agentes a fornecerem informações sobre seus parceiros. Por exemplo, os agentes que não oferecem tais informações podem ser automaticamente descartados como futuros parceiros. Supondo que para atingir os objetivos é importante interagir com outros agentes, acreditamos que o agente será estimulado a cooperar;
2. É também nossa intenção fornecer mecanismos para descobrir se os valores de reputação fornecidos pelos avaliadores não verdadeiros, i.e., se estes são os valores corretos que ele forneceu aos seus parceiros. Para resolver este problema podemos pedir as reputações certificadas para cada um dos parceiros e comparar com os valores fornecidos pelo avaliador. Existem ainda outras abordagens que possuem objetivos similares que poderiam ser

utilizadas, como em Whitby et al (2005), Teacy et al (2006) e Zhang; Cohen (2008);

3. Atualmente, o mecanismo supõe que as situações em que os agentes têm participado são todas do mesmo tipo e que são também similares a situação na qual o agente utilizando o mecanismo deseja participar. Podemos estender o mecanismo que estima o valor da reputação de um agente para ser capaz de considerar a diferença entre as situações e usar essa informação para estimar as reputações.

Por fim, acredita-se que a abordagem tratada nessa dissertação referente a Sistemas de Reputação contribui para ajudar o agente a selecionar melhor o seu parceiro, visto que é importante focar nos dois aspectos, prestação de serviço e na forma como o agente avalia seus parceiros.

Considerando que o agente necessita participar de várias interações para atingir seus objetivos e os objetivos gerais do Sistema Multi-agente onde estão inseridos, é importante que tal agente se preocupe não só com a prestação de serviço que será oferecida e a forma como ele presta seus serviços, mas também, como ele será avaliado por seus parceiros. Pois tal avaliação poderá ser utilizada por terceiros para selecioná-lo ou descartá-lo de futuras interações.

Ao utilizar o mecanismo proposto para calcular a reputação final de um agente, o AM pode utilizar tanto a reputação referente à prestação de serviço como a reputação que ele estima receber do parceiro. E no cálculo da reputação do futuro parceiro, o AM aplica, de acordo com o seu critério de avaliação, o grau de prioridade que ele considera em relação aos dois fatores.

Um agente pode considerar mais importante interagir com um parceiro que forneça um excelente serviço sem se preocupar com a avaliação que ele receberá no final da interação. Por outro lado, o agente pode preferir um serviço que seja oferecido com uma qualidade razoável contanto que ele seja avaliado de forma coerente com suas atitudes. Por exemplo, o comprador pode preferir interagir com um vendedor que entregue o livro com 01(um) dia de atraso, mas que ele seja bem avaliado, ao invés de receber um livro sem nenhum atraso e que possa receber uma péssima avaliação.

REFERÊNCIAS

- AMAZON AUCTIONS SITE, <http://auctions.amazon.com>, 2002.
- BORDINI, R.; HUBNER, J.; WOOLDRIDGE, M.: **Programming multi-agent systems in agentspeak using jason**. John Wiley & Sons, vol. 01. p. 273, 2007.
- BORDINI, R. H.; VIEIRA, R.: **Linguagens de Programação Orientadas a Agentes: Uma Introdução baseada em AgentSpeak(L)**. Revista de Informática Teórica e Aplicada, vol.01, p.7-38. Instituto de Informática da UFRGS, Brazil, 2003.
- BORDINI, R. H.; VIEIRA, R.; MOREIRA, A. F.; **Fundamentos de sistemas multiagentes**. Anais do XXI Congresso da Sociedade Brasileira de Computação (SBC2001), Vol. 2. P 3-41, XX Jornada de Atualização em Informática (JAI), 30 de julho - 3 de agosto, Fortaleza-Brasil, 2001.
- BRASE, C. H; BRASE, C. P.: **Understanding basic statistics**, Publisher: Cengage Learning Int. 6st Edition, 2012.
- BRATMAN, M. E.; ISRAEL, D. J.; POLLACK, M. E.: **Plans and resource-bounded practical reasoning**. Computational Intelligence, vol. 4, p. 349-355, 1988.
- EBAY SITE. <http://www.ebay.com>, 2006.
- ESTER, M. et al. **A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise**. In Proceedings of the Second Interactional Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD), 1996.
- ESTEVA, M. et al.: **AMELI: an agent-based middleware for electronic institutions**. Proc. of the 3rd Int. Joint Conf. on Autonomous Agents and MAS, p. 236-243, USA, 2004.
- FRANKLIN, S; GRAESSER, A.: **Is it an agent, or just a program?: A taxonomy for autonomous agents**. Proceedings of the Third International Workshop on Agent Theories, Architectures and Languages (ATAL-96), ECAI'96 Workshop, Budapest, Hungary, p. 21-35. Springer-Verlag, Berlin, 1997
- FREUD, J. E; SIMON, G. A.: **Estatística aplicada: economia, administração e contabilidade**. Translated by Alfredo Alves de Farias. Porto Alegre – Brazil: Bookman, 2000.
- FIGUEREDO, K; SILVA, V. **NormML: A modeling language to model norms**. I Workshop on Autonomous Software Systems (AUTOSOFT 2010), p.11-20, Salvador, Bahia, 2010.
- GAMBETTA, D.: **Trust: Making and Breaking Cooperative Relations**. Department of Sociology, University of Oxford, electronic edition, 2000.
- GUEDES, J. S. P.: **Um framework para o cálculo de reputações de agentes de software baseado em testemunhos**, 117f. Dissertação (Mestrado em Informática), Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2007.
- JENNINGS, N. R.: **On agent-based software engineering**. Department of Electronics and Computer Science, University of Southampton, 1999.

- JØSANG, A.: **Trust management in online communities**. Workshop on New of Collaborative Production and Innovation: Economic, Social, Legal and Technical Characteristics and Conditions-SOFI, 2010.
- JØSANG, A; ISMAIL, R.: **The beta reputation system**. In Proceedings of the 15th Bled Electronic Commerce Conference, Bled, Slovenia, 2002.
- JØSANG, A.; ISMAIL, R.; BOYD, C.: **A survey of trust and reputation systems for online service provision**. Decision Support Systems, 2006.
- HK, J.; SINGH, S.: **Detection and filtering of collaborative malicious users in reputation system using quality repository approach**. Proceedings of the 2nd International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), India, 2013.
- HÜBNER, J. F.; BORDINI, R. H.; VIEIRA, R.: **Introdução ao desenvolvimento de Sistemas Multi-agentes com jason**. Department of Computer Science – University of Durham, UK / Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, Centro de Ciências da Comunicação – UNISINOS, 2004.
- HUYNH, T. D.; JENNINGS, N. R.; SHADBOLT, N. R.: **An integrated trust and reputation model for open multiagent systems**, Journal of Autonomous Agents and Multi-Agent Systems, vol. 13, no. 2, p. 119-154, 2006.
- LEVINE, D. M. et al.: **Estatística: teoria e aplicações**. translated by Teresa Cristina Padilha de Sousa. Rio de Janeiro – Brazil: LTC Livros Técnicos e Científicos, 2008.
- LIU, S. et al.: **iCLUB: an integrated clustering-based approach to improve the robustness of reputation systems**. In Proceedings of the 10th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS), vol 3, p. 1151-1152, 2011.
- LIU, Y.; SUN, Y.: **Anomaly detection in feedback-based reputation systems through temporal and correlation analysis**, in Proc. of 2nd IEEE Int. Conf. on Social Computing, 2010.
- L’OPEZ, F. L. Y; LUCK, M.; D’INVERNO, M.: **Constraining Autonomy through Norms**. Proceedings of the first international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems (AAMAS), p.674-681, USA, 2002.
- MACHADO, R.; BORDINI, R. H.: **Running agentspeak(l) agents on simulation agent**. In Meyer, J. J. e Tambe, M., in Proceedings Eighth International Workshop on Agent Theories, Architectures and Languages (ATAL-2001), p.1-3, 2001, Seattle, WA, n. 2333 in LNAI, p. 158-174, Berlin. Springer-Verlag, 2002.
- MEDIC, A.: **Survey of computer trust and reputation models – The literature Overview**. International Journal of Information. and Communication Tech. Research, vol. 2, no. 3, p. 254-275. 2012.
- NOORIAN, Z.; MARSH, S.; FLEMING, M.: **Multi-layer cognitive filtering by behavioral modeling**, in Proceedings of the 10th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS), p. 871-878, 2011.
- PINTO, A. S. **Simulação e avaliação de comportamentos em sistemas multi-agentes baseados em modelos de reputação e interação**, 147f. Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada), Universidade do Vale do Rio dos Sinos, São Leopoldo, 2008.

- RAO, A. S.: **AgentSpeak(L): BDI agents speak out in a logical computable language.** In Proceedings of the Seventh Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World (MAAMAW'96), LNAI Vol. 1038, p.42-55, London, Springer-Verlag, 1996.
- RAO, A. S.; GEORGEFF, M. P.: **Modeling rational agents within a BDI-architecture.** In Proceedings of the Second International Conference on Principles of Knowledge Representation and Reasoning (KR'91), p. 473-484, 1991.
- SABATER, J; SIERRA, C.: **Reputation and social network analysis in multi-agent systems.** Proceedings of First International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS), p. 475-482, 2002.
- SARAIVA, E; SILVA, V. T.: **A Mechanism that Identifies Patterns of Behavior of a Software Agent.** 3rd Workshop on Autonomous Software Systems (AUTOSOFT 2012), Natal, Rio Grande do Norte, p. 85-94, Setembro, 2012.
- SILVA, V; HERMOSO, R.; CENTENO, R.: **A hybrid reputation model based on the use of organization,** In Coordination Organization, Interaction and Norms III, LNAI 5428, 2009.
- SILVA, V.; LUCENA, C. J. P.: **Governance in multi-agent systems based on witnesses.** Universidade Católica do Rio de Janeiro - PUC-Rio, 2005.
- TEACY, W. et al.: **TRAVOS: Trust and reputation in the context of inaccurate information sources.** Autonomous Agents and Multi-Agent Systems, vol.12, n.2, p.183-198, 2006.
- TIBONI, C. G. R.: **Estatística Básica,** São Paulo - SP: Atlas, 2010.
- TRIOLA, M. F.: **Introdução à Estatística.** Rio de Janeiro - RJ: LTC - Livros Técnicos e Científicos, 2005.
- WHITBY, A.; JOSANG, A.; INDULSKA. J.: **Filtering out unfair ratings in bayesian reputation systems.** In Proceedings of the 3rd International Joint Conference on Autonomous Agent Systems Workshop on Trust in Agent Societies (AAMAS), 2005.
- WOOLDRIDGE, M.: **Multiagent systems a modern approach to distributed artificial intelligence.** Intelligent Agents. In: WEISS, G (Ed.), MIT Press, p. 27-77, Cambridge, MA, 1999.
- WOOLDRIDGE, M. **Reasoning about rational agents.** The MIT Press, Cambridge, MA, 2000.
- WOOLDRIDGE, M.; JENNINGS, N. R.: **Intelligent agents: theory and practice.** The Knowledge Engineering Review, vol.10, n. 02, p.115-152, 1995.
- YANG, Y. et al: **Defending online reputation systems against collaborative unfair raters through signal modeling and trust.** In Proceedings of the 24th Annual Symposium on Applied Computing, Honolulu, HI, ACM Press, p.1308-1315, 2009.
- ZACHARIA G.: **Collaborative reputation mechanisms for online communities.** Master's thesis. Massachusetts Institute of Technology, 1999.
- ZHANG, J.; COHEN, R.: **Evaluating the trustworthiness of advice about seller agents in e-marketplaces: a personalized approach.** Electronic Commerce Research and Applications, vol. 07, n. 03, p.330-340, 2008.