

CRISTINA VERÇOSA PÉREZ BARRIOS DE SOUZA

**Modelo Dinâmico de Formação de Coalizão baseado
na *Expertise*, no Comprometimento Temporal e na
Reputação Temporal**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em
Informática Aplicada da Pontifícia Universidade
Católica do Paraná como requisito parcial para
obtenção do título de Doutor em Informática
Aplicada.

Área de Concentração: Ciência da Computação

Orientador: Prof. Dr. Fabrício Enembreck

CURITIBA

Setembro, 2015

Resumo

Em sistemas multi-agente, a cooperação ocorre quando um conjunto de agentes possui uma meta (talvez implícita) em comum, que não pode ser alcançada isoladamente – fato que encoraja a formação de alianças. Nesse contexto, uma coalizão é um tipo de parceria para cooperação, cujo processo de formação, embasado no formalismo da teoria de jogos, tem gerado inúmeras soluções do tipo jogos de coalizão (*coalitional games*), para aumentar o desempenho dos agentes ou do sistema em que estão inseridos. Em geral, essas abordagens particionam exaustivamente os agentes em conjuntos disjuntos, atribuindo um valor a cada coalizão, até encontrar a estrutura de coalizão (CS – *coalition structure*) que maximiza o bem-estar social. Em ambientes de larga escala, o custo computacional de examinar inúmeras opções para obtenção do resultado ótimo inspirou várias alternativas. Uma delas considera a estrutura da rede social subjacente à comunidade para restringir o espaço de busca por parcerias à vizinhança social. É uma situação típica de mundo real, como as existentes em empresas que precisam atender a oportunidades de negócio. Nesses ambientes, os recursos provêm variadas competências, com diferentes níveis de *expertise*, que são necessárias à execução de diversas tarefas. Com o tempo, as parcerias podem moldar uma estrutura social que evolui baseada nos melhores resultados. Consequentemente, explorar o capital social na busca por alianças não apenas reflete um contexto realístico, mas também uma estratégia de busca otimizada em ambientes distribuídos de larga escala.

Análises realizadas em cenários semelhantes mostraram que redes livres de escala são o tipo de estrutura social que acaba emergindo como resultado da adaptação de relacionamentos na busca por melhores parcerias – o que explica o bom desempenho geral após a adaptação, uma vez que os hubs permitem a formação de muitas coalizões. Assim, pela perspectiva da formação dinâmica e distribuída de coalizões, o presente trabalho apresenta uma extensão aos estudos similares já realizados, através da proposta de um modelo descentralizado multidimensional para formação de coalizão. Este modelo permite verificar como a adaptação da estrutura social baseada no comprometimento temporal local (escalonamento de recursos) e na reputação temporal (que evolui com o tempo) de indivíduos com diferentes níveis de *expertise* impacta o desempenho global e individual, em comunidades onde seus membros precisam formar parcerias para o trabalho cooperativo.

Abstract

In multi-agent systems, cooperation occurs when a group of agents has a goal (perhaps implicitly) in common, which cannot be achieved alone – so, it encourages the formation of alliances. In this context, a coalition is a type of partnership for cooperation, whose formation process, based on the formalism of game theory, has generated several solutions such coalition games (coalitional games), to increase agent and/or system performance. In general, these approaches exhaustively partition the agents into disjoint sets, by assigning a value to each coalition, until one finds the coalition structure (CS) that maximizes social welfare. In large-scale environments, the computational costs of examining innumerable options for obtaining optimal results inspired several alternatives. One of them considers the underlying social network to restrict the search space for partnerships to the social neighborhood. It is a typical real world situation, as existing in companies that need to meet business opportunities. In these environments, the resources provide varied skills, with different levels of expertise, which are necessary for performing different tasks. In such situations, partnerships end up shaping, over time, a social structure that evolves based on the best results. So, exploring the social capital in search of alliances not only reflects a realistic context, but also an optimized search strategy for large-scale distributed environments.

Previous findings, in similar scenarios, showed that scale-free networks are the type of social structure that emerges as a result of relationships adaptations in search for better partnerships – which explains the best overall performance, since hubs allow many coalitions formation. Thus, from the perspective of the dynamic coalition formation, this work presents an extension to similar previous studies, by proposing a multidimensional model for decentralized coalition formation. This model allows one to verify how the adaptation of the social structure based on local time commitment (scheduling resources) and on temporal reputation (which evolves over time) of individuals with different expertise levels impacts the individual and overall performance, in communities where its members need to form partnerships for cooperative work.

Sumário

Parte I	Introdução e Contextualização	1
1	Introdução.....	2
1.1	Cooperação através de Coalizões.....	3
1.2	Questionamentos da Pesquisa.....	5
1.3	Motivação.....	7
1.4	Hipóteses de Pesquisa.....	8
1.5	Objetivos.....	8
1.5.1	Objetivo Geral.....	9
1.5.2	Objetivos Específicos.....	9
1.6	Resultados Esperados.....	10
1.7	Organização do Trabalho.....	11
Parte II	Fundamentação Teórica	13
2	Cooperação pela Formação de Coalizão.....	14
2.1	Conceitos Iniciais.....	16
2.1.1	Coalizão.....	17
2.1.2	Alocação de Tarefas.....	19
2.1.3	Redes Complexas.....	20
2.1.4	Confiança e Reputação.....	29
2.2	Dimensões de Classificação.....	32
2.2.1	Domínio de Aplicação.....	33
2.2.2	Classes de Problemas na Cooperação por Coalizão.....	36
2.2.3	Tipos de Agentes.....	42
2.2.4	Tipos de Tarefas.....	44
2.2.5	Tipos de Funções de Utilidade.....	46
2.3	Modelos para Formação de Coalizões.....	48
2.3.1	Formação de Coalizão sem Adaptação de Rede.....	48
2.3.2	Formação de Coalizão com Adaptação de Rede.....	57
2.4	Taxonomia para Cooperação entre Agentes Conectados.....	60
2.5	Discussões.....	62

2.6	Considerações Finais	64
Parte III Modelo Proposto		66
3	Proposta	67
3.1	Método	67
3.1.1	Modelo Social de Formação de Coalizão Orientado a Tarefas	68
3.1.2	Evolução da Estrutura Social.....	68
3.1.3	As Diferenças no Nível de <i>Expertise</i> dos Indivíduos.....	69
3.1.4	A Evolução Temporal da Reputação dos Indivíduos	70
3.1.5	O Comprometimento Temporal Local de Recursos.....	70
3.1.6	Heurística de Adaptação de Rede.....	71
3.2	Modelo Proposto	72
3.2.1	Agentes	73
3.2.2	Tarefas	74
3.2.3	Coalizão.....	76
3.2.4	Heurística de Adaptação.....	82
3.3	Discussões.....	91
3.3.1	Classificação Normalizada do Modelo Proposto	91
3.3.2	Especificidades do Modelo Proposto	96
3.4	Considerações finais	97
Parte IV Experimentos, Resultados e Conclusões		101
4	Experimentos e Resultados	102
4.1	Ambiente de Desenvolvimento.....	102
4.1.1	Destaques do Ambiente.....	103
4.1.2	Justificativa para Escolha de Ambiente.....	103
4.2	Elementos para Investigação.....	104
4.2.1	Metas	104
4.2.2	Parâmetros	105
4.2.3	Experimentos.....	107
4.3	Configurações do Modelo.....	109
4.3.1	Configuração de Estrutura Inicial de Rede.....	109
4.3.2	Configuração de Tarefas.....	111

4.3.3	Configuração de Agentes (Expertise).....	112
4.4	Resultados e Análises	115
4.4.1	Significância Estatística.....	115
4.4.2	Resultados por Estrutura Inicial de Rede	117
4.4.3	Análise Baseada nas Metas da Proposta.....	143
4.5	Considerações Finais	150
5	Conclusões.....	154
Parte V Referências Bibliográficas		157
6	Referências	158
Parte VI Anexos		165
Anexo 1 – Detalhamento das Configurações.....		166
Anexo 1.1 Configurações por Estrutura Inicial de Rede.....		166
Anexo 1.1.1	Estrutura de Rede Inicia Aleatória	166
Anexo 1.1.2	Estrutura de Rede Inicia Livre de Escala	168
Anexo 1.1.3	Estrutura de Rede Inicial de Mundo Pequeno	170
Anexo 2 – Detalhamento dos Resultados		172
Anexo 2.1 Observações Coletadas por Rede Inicial		172
Anexo 2.1.1	Observações: Aleatória, 50 Agentes Especialistas.....	174
Anexo 2.1.2	Observações: Aleatória, 50 Agentes Versáteis.....	182
Anexo 2.1.3	Observações: Aleatória, 300 Agentes Especialistas.....	190
Anexo 2.1.4	Observações: Aleatória, 300 Agentes Versáteis.....	198
Anexo 2.1.5	Observações: Livre de Escala, 50 Agentes Especialistas.....	206
Anexo 2.1.6	Observações: Livre de Escala, 50 Agentes Versáteis.....	214
Anexo 2.1.7	Observações: Livre de Escala, 300 Agentes Especialistas.....	222
Anexo 2.1.8	Observações: Livre de Escala, 300 Agentes Versáteis.....	230
Anexo 2.1.9	Observações: Mundo Pequeno, 50 Agentes Especialistas	238
Anexo 2.1.10	Observações: Mundo Pequeno, 50 Agentes Versáteis	246
Anexo 2.1.11	Observações: Mundo Pequeno, 300 Agentes Especialistas ..	254
Anexo 2.1.12	Observações: Mundo Pequeno, 300 Agentes Versáteis	262
Anexo 2.2	Medidas Descritivas por Estrutura Inicial de Rede	270

Anexo 2.2.1 Estrutura de Rede Inicial Aleatória	271
Anexo 2.2.2 Estrutura de Rede Inicial Livre de Escala	274
Anexo 2.2.3 Estrutura de Rede Inicial de Mundo Pequeno	277

Índice de Figuras

Fig. 1: Distribuição de grau em uma rede aleatória (Barabási, 2009).....	22
Fig. 2: Um mundo pequeno e clusterizado. (Barabási, 2009).....	23
Fig. 3: Distribuição de grau em uma rede livre de escala (Barabási, 2009).....	23
Fig. 4: Os componentes de uma rede fragmentada: <i>bow tie</i> (Broder, et al., 2000).	25
Fig. 5: Grafo altamente centralizado em torno do ponto focal A (Scott, 2000)......	27
Fig. 6: Confiança x Reputação.	29
Fig. 7: Exemplo de diferentes λ s na função de recência.	31
Fig. 8: Categorias Taxonômicas para Cooperação pela Formação de Coalizão.	61
Fig. 9: Exemplo de comprometimento de tempo local de recursos r_l para a tarefa T_k . ..	75
Fig. 10: Exemplo de coalizão σ_k para realizar a tarefa T_k	77
Fig. 11: Comparação: redes iniciais Aleatórias, com 50 e 300 agentes.	118
Fig. 12: Friedman- Nemenyi: redes iniciais Aleatórias, com 50 agentes.....	121
Fig. 13: Friedman- Nemenyi: redes iniciais Aleatórias, com 300 agentes.....	122
Fig. 14: Espec. vs. Vers: adaptação por reputação em redes aleatórias.	123
Fig. 15: Evolução de redes iniciais Aleatórias, com 50 agentes.	124
Fig. 16: Evolução de redes iniciais Aleatórias, com 300 agentes.	125
Fig. 17: Relação entre parâmetros da rede (c) da Fig. 16.....	126
Fig. 18: Comparação: redes iniciais Livres de Escala, com 50 e 300 agentes.	127
Fig. 19: Friedman- Nemenyi: redes iniciais Livres de Escala, com 50 agentes.....	129
Fig. 20: Friedman- Nemenyi: redes iniciais Livres de Escala, com 300 agentes.....	130
Fig. 21: Espec. vs. Vers: adaptação por reputação em redes livres de escala.	131
Fig. 22: Evolução de redes iniciais Livres de Escala, com 50 agentes.	132
Fig. 23: Evolução de redes iniciais Livres de Escala, com 300 agentes.	133
Fig. 24: Relação entre parâmetros da rede (c) da Fig. 22.....	134
Fig. 25: Comparação: redes iniciais de Mundo Pequeno, com 50 e 300 agentes.	135
Fig. 26: Friedman- Nemenyi: redes iniciais de Mundo Pequeno, com 50 agentes.	137

Fig. 27: Friedman- Nemenyi: redes iniciais de Mundo Pequeno, com 300 agentes.	138
Fig. 28: Espec. vs. Vers: adaptação por reputação em redes de mundo pequeno.	139
Fig. 29: Evolução de redes iniciais de Mundo Pequeno, com 50 agentes.....	140
Fig. 30: Evolução de redes iniciais de Mundo Pequeno, com 300 agentes.....	141
Fig. 31: Relação entre parâmetros da rede (<i>c</i>) da Fig. 28.....	142

Índice de Tabelas

Tab. 1: Conceitos essenciais em redes complexas.	26
Tab. 2: Métricas para redes sociais.	28
Tab. 3: Soluções analisadas para identificação de dimensões.	32
Tab. 4: Lista dos Domínios de Aplicação identificados.	35
Tab. 5: Comparação entre os Domínios de Aplicação nas soluções analisadas.	35
Tab. 6: Lista das Classes de Problemas identificadas.	41
Tab. 7: Comparação entre as Classes de Problemas nas soluções analisadas.....	42
Tab. 8: Lista dos Tipos de Agentes identificados.	44
Tab. 9: Comparação entre os Tipos de Agentes nas soluções analisadas.	44
Tab. 10: Lista dos Tipos de Tarefas identificados.	45
Tab. 11: Comparação entre os Tipos de Tarefas nas soluções analisadas.	46
Tab. 12: Lista dos Tipos de Funções de Utilidade identificados.	47
Tab. 13: Comparação entre os Tipos de Funções de Utilidade nas soluções analisadas.	47
Tab. 14: Especificações formais utilizadas no modelo desta proposta.	90
Tab. 15: Modelos Analisados da Literatura vs. Modelo Proposto.	99
Tab. 16: Síntese dos objetivos e questionamentos da proposta.	104
Tab. 17: Parâmetros de configuração para esta pesquisa.	106
Tab. 18: Casos de Estudo para esta pesquisa.	107
Tab. 19: Objetivos vs. Estudo de Casos.	108
Tab. 20: Configuração das estruturas iniciais de rede, usadas nos experimentos.....	109
Tab. 21: Total de testes e iterações de sistema, para todos os experimentos.....	110
Tab. 22: Configuração de três tipos distintos de tarefas, em <i>soft commitment</i>	111
Tab. 23: Configuração de três tipos de agentes especialistas.....	113
Tab. 24: Configuração de três tipos de agentes versáteis.....	113

Tab. 25: Organização da apresentação dos resultados, por estrutura de rede inicial.	117
--	-----

Anexos: Índice de Figuras

Fig. A: Grafos: redes iniciais aleatórias, com 50 e 300 agentes.	167
Fig. B: Grafos: redes iniciais livres de escala, com 50 e 300 agentes.	169
Fig. C: Grafos: redes iniciais de mundo pequeno, com 50 e 300 agentes.	171
Fig. D: Resultados em redes iniciais Aleatórias de 50 agentes.....	271
Fig. E: Resultados em redes iniciais Aleatórias com 300 agentes.....	272
Fig. F: Comparação: redes iniciais Aleatórias, com 50 x 300 agente.	273
Fig. G: Resultados em redes iniciais Livres de Escala com 50 agentes.....	274
Fig. H: Resultados em redes iniciais Livres de Escala com 300 agentes.....	275
Fig. I: Comparação: redes iniciais Livres de Escala, com 50 x 300 agentes.....	276
Fig. J: Resultados em redes de Mundo Pequeno com 50 agentes.....	277
Fig. K: Resultados em redes iniciais de Mundo Pequeno com 300 agentes.....	278
Fig. L: Comparação: redes iniciais de Mundo Pequeno, com 50 x 300 agentes.	279

Anexos: Índice de Tabelas

Tab. A: Características das redes iniciais aleatórias para os experimentos.	166
Tab. B: Características das redes iniciais livres de escala para os experimentos.	168
Tab. C: Características das redes iniciais de mundo pequeno para os experimentos. ...	170

Parte I

Introdução e Contextualização

1 Introdução

Quando é preciso resolver um problema complexo, entidades geralmente têm que cooperar e organizar suas ações. O modo como essa organização ocorre acaba por afetar o desempenho global e individual do sistema em que tais entidades se encontram. Em muitos casos, a complexidade e a eficácia das estruturas sociais resultantes são superiores às dos indivíduos envolvidos no processo. Como consequência, estruturas otimizadas e de alto desempenho podem resultar de protocolos simples de interação, ou do uso de mecanismos simples de adaptação individual. Por essa razão, as pesquisas sobre as propriedades de sistemas complexos, que envolvem estruturas sociais, são de grande interesse. Elas auxiliam na compreensão dos processos do mundo real e também fornecem conhecimentos e ferramentas para explorar as vantagens das estruturas sociais otimizadas em um mundo cada vez mais interligado. Dessa forma, as estruturas sociais têm sido foco de grande interesse de áreas de pesquisas que estudam processos descentralizados de tomada de decisão e resolução de problemas, como as comunidades de Análise de Rede Complexas, Inteligência Artificial Distribuída (IAD) e Sistemas Multi-Agente (SMA).

Os sistemas multi-agente, área de interesse dessa pesquisa, configuram uma rede dinâmica, representada, de forma explícita ou implícita, por agentes autônomos, contudo interdependentes, na qual as interações ocorrem com restrições de conhecimento, de capacidades cognitivas e de recursos. Neste cenário, a resolução de tarefas através da cooperação é um tipo de trabalho extremamente propício e viável. Dentre as diferentes formas de trabalho cooperativo, temos o agrupamento em coalizão. Esse tipo de parceria permite que os agentes atendam demandas do sistema, acumulem recompensas e atinjam metas individuais e coletivas. Contudo, a organização da coalizão em ambientes distribuídos de larga escala possui um alto custo de comunicação e coordenação. Uma das maneiras de mitigar esse custo computacional é considerar a estrutura da rede social subjacente à comunidade. Nesse caso, o espaço de busca por alianças fica restrito à vizinhança social.

Com o intuito de averiguar o impacto da estrutura social em um ambiente onde o trabalho cooperativo é necessário, a presente pesquisa pretende analisar como determinadas dimensões de um modelo de formação dinâmica de coalizão influenciam o desempenho em uma comunidade. Mais precisamente, o modelo proposto possibilita verificar como a adaptação da estrutura social

baseada no comprometimento temporal local (escalonamento de recursos) e na reputação temporal (que evolui com o tempo) de indivíduos com diferentes níveis de *expertise* impacta o desempenho global e individual, em comunidades onde é preciso formar parcerias. Essas dimensões foram selecionadas para estudo por representarem ambientes complexos, onde há a necessidade do trabalho cooperativo, como as que ocorrem em empresas, que têm predisposição ao trabalho conjunto e ao compartilhamento de recursos para atender a oportunidades de negócio (Norman, et al., 2004). Em tais ambientes, apenas a união apropriada de recursos permite prover as competências necessárias à resolução eficiente de problemas complexos.

1.1 Cooperação através de Coalizões

A pesquisa científica na área de agentes em comunidade que formam parcerias do tipo coalizão é uma disciplina recente, orientada para aumentar o desempenho dos agentes ou do sistema em que estão inseridos. Tais situações, em que os agentes precisam se agrupar para executar tarefas, são conhecidas como *processos de formação de coalizão* (Chalkiadakis, et al., 2008) – com acrônimo FC. A coalizão, por sua vez, é um tipo de agrupamento bastante significativo, pois admite que os agentes atendam às demandas do sistema ao mesmo tempo em que acumulam recompensas, alcançando objetivos individuais e coletivos. Logo, a organização de agentes em coalizão permite que os mesmos melhorem seu desempenho pela união de esforços para resolver as tarefas viáveis de forma mais eficiente (Elkind, et al., 2013).

Adicionalmente, a forma de cooperação em parcerias do tipo coalizão reproduz situações encontradas com frequência em ambientes de trabalho cooperativo, nos quais os agentes interagem em modelos realísticos de mundos interconectados (e.g. redes sociais). Para realizar um trabalho, ou resolver um problema que requer um conjunto de competências, uma coalizão deve obrigatoriamente atender a todos os seus requisitos. As alianças, portanto, são formadas a partir das buscas pelo melhor agrupamento para atender às tarefas, sendo que a topologia da rede interfere na formação das coalizões emergentes, diminuindo a quantidade de combinações possíveis. Nesse contexto, a estrutura de rede social subjacente e o tipo de comprometimento do agente no agrupamento podem impactar na resolução de problemas complexos.

Mais especificamente, existe um modelo simples de coalizão, que reflete de forma pertinente tais situações. Neste modelo, conhecido como modelo de Jogos de Coalizão de Habilidades, ou *Coalitional Skill Games* – CSGs (Bachrach & Rosenschein, 2008), cada agente é dotado de um

conjunto de competências, cada tarefa requer um conjunto de habilidades, cada coalizão apenas executa uma tarefa se seus membros atenderem às habilidades requeridas pela tarefa, e o ganho do agente na coalizão depende do subconjunto de tarefas que ele pode cumprir.

Um exemplo de contexto que pode ser caracterizado como um CSG, e que interessa a esta pesquisa, pode ser encontrado em empresas ou organizações onde a resolução de problemas complexos demanda que os indivíduos cooperem e organizem suas ações. Nesses casos, a cooperação pode ser fortemente orientada pela proximidade proveniente das parcerias bem sucedidas de trabalho (fortalecem os vínculos sociais), pelo tipo e pela escala de trabalho necessário, pelos diferentes níveis de *expertise* que cada indivíduo possui em diferentes habilidades, e pela atualização da reputação dos parceiros. Conforme esses trabalhos são finalizados, esses fatores acabam por ajustar os relacionamentos entre os indivíduos, que tendem a procurar alianças mais eficazes. Quando novos membros são adicionados a essas empresas, eles passam a atuar em diferentes tarefas, segundo suas competências e disponibilidade. Por fim, a produtividade global dessas empresas depende da finalização das suas tarefas, cujos resultados são refletidos na reputação dos envolvidos.

Diversos estudos (Gaston & desJardins, 2005) (Gaston & desJardins, 2004) (Glinton, et al., 2008)(Mérida-Campos, 2009)(Mérida-Campos & Willmott, 2007) já demonstraram que a estrutura da rede social, que governa as interações entre agentes, está fortemente relacionada com o desempenho da comunidade. Peleteiro e colaboradores (2012) acrescentam ainda que, quando as entidades interagem, o benefício global da sociedade pode ser melhorado se todas as entidades cooperarem.

Contudo, as soluções propostas nesses estudos exploraram determinado conjunto de dimensões, que não englobam concomitantemente todas as dimensões que foram selecionadas para esta pesquisa em particular, a saber: (i) evolução da estrutura social, (ii) diferenças no nível de *expertise* dos indivíduos, (iii) a evolução temporal da reputação dos indivíduos e (iv) comprometimento temporal local de recursos. Esse conjunto de dimensões consegue caracterizar a situação de mundo real expressa no exemplo de contexto exposto anteriormente, de cooperação de indivíduos onde a força dos vínculos sociais influenciam as parcerias de trabalho, modelado especificamente como um CSG. Tais dimensões em conjunto incetivaram os questionamentos apresentados a seguir.

1.2 Questionamentos da Pesquisa

Aspectos importantes observados em sistemas complexos, tais como formação dinâmica de coalizões, ambientes dinâmicos e distribuídos, sociedade composta por elementos autônomos com diferentes níveis de *expertise* e reputação temporal (que perde seu valor com a passagem do tempo), já foram estudados individualmente em modelos distintos (Gaston & desJardins, 2005) (Glinton, et al., 2008) (Mérida-Campos, 2009) (Huynh, et al., 2006) (Khosravifar, 2012). No entanto, como já mencionado, essas dimensões não foram consideradas em conjunto. Com este intuito, o presente trabalho aborda tais dimensões, adicionando também a dimensão de comprometimento temporal local (que permite o escalonamento de recursos), em um modelo de formação dinâmica de coalizões com o objetivo de analisar o impacto da organização social em problemas orientados a tarefa. Essa análise pretende responder aos questionamentos a seguir.

– **Como a estrutura social de uma comunidade evolui para atender às coalizões demandadas por uma comunidade?**

Já foi demonstrado que a estrutura da rede social, que rege as interações, está fortemente relacionada com o desempenho de uma comunidade. Como consequência, a topologia de rede favorece ou restringe a eficiência organizacional, motivando a necessidade por adaptação. Várias estratégias de adaptação de rede já foram propostas com o objetivo aumentar o desempenho coletivo. A presente proposta também busca a adaptação visando eficiência, acrescentando a avaliação de como essa adaptação é influenciada por fatores como o nível de *expertise* dos indivíduos, a evolução temporal da reputação dos indivíduos e o comprometimento temporal local de recursos.

– **Como a agregação de agentes com diferentes *expertises* influenciará a estrutura social resultante?**

O modelo proposto considera a heterogeneidade multi-dimensional em indivíduos, que os classifica com diferentes graus de competência em diferentes habilidades. Tal heterogeneidade permite caracterizar a especialização e a versatilidade dos indivíduos em uma comunidade que requer as melhores competências para a resolução de problemas. Como a estrutura social da comunidade considerada é dinâmica, os diferentes perfis podem impactar na topologia de rede resultante. Dessa forma, é possível avaliar o comportamento

do sistema, do ponto de vista da evolução da estrutura social, em casos como: agregação baseada na Complementariedade de competências, comunidade especialista e comunidade versátil.

– **Como a passagem de tempo, que deteriora a reputação de parceiros, influenciará a estabilidade da estrutura social?**

Os resultados obtidos pelos agentes na resolução de tarefas, que definem sua reputação, podem tornar-se obsoletos com a passagem de tempo. Em uma comunidade que busca a adaptação visando eficiência, a velocidade da perda de reputação pode influenciar a busca pelas melhores parcerias e, conseqüentemente, impactar a estrutura social resultante, que poderá afetar sua eficácia. Dessa forma, pretende-se avaliar o quanto o peso da passagem do tempo, que define a atualização da reputação, influencia a estabilidade do sistema.

– **Como o comprometimento temporal local de recursos influencia na evolução da estrutura social?**

O comprometimento temporal local é definido na tarefa pelo agendamento dos tempos de execução de suas subtarefas, ou de utilização dos recursos providos por agentes para executar tal tarefa. Espera-se que a frequência da demanda por determinado recurso afete o tipo de elemento necessário à comunidade, assim como sua disposição na topologia de rede social, à medida que esta se adapta. A tendência já verificada é que a topologia resultante seja de rede livre de escala (Gaston & desJardins, 2005) (Glinton, et al., 2008). Logo, é esperado que os agentes com as habilidades mais frequentemente solicitadas se destaquem como hubs. Assim, será possível verificar como o agendamento dos tempos de utilização dos recursos providos por agentes, para a resolução de tarefas, afeta a evolução da estrutura social.

Em síntese, a presente pesquisa pretende utilizar mecanismos distribuídos de organização para abordar o processo de formação dinâmica de coalizões, no qual uma estrutura social delimita as interações entre elementos autônomos que buscam parcerias para o trabalho cooperativo. O modelo proposto, especificado como um CSG, deve permitir a análise da reorganização da estrutura social em ambientes orientados a tarefas complexas, onde as alianças buscam o melhor desempenho, orientadas pelos melhores e mais atualizados resultados dos potenciais parceiros.

1.3 Motivação

Um sistema complexo pode ter uma evolução muito sensível às condições iniciais ou a pequenas perturbações, ou ter um número muito grande de componentes que interagem de forma independente, ou ainda apresentar múltiplas alternativas de evolução. De modo geral, nesses sistemas são observados elementos que interagem de forma não-linear e exibem auto-organização (SCIENCEMAG, 1999).

Para esta pesquisa, são considerados ambientes que demandam cooperação para resolução de problemas, onde uma estrutura social – que pode ter diferentes condições iniciais e se adapta visando eficiência – rege a interação entre elementos independentes com múltiplas habilidades. Esses ambientes, portanto, caracterizam sistemas complexos, nos quais o produto final é mais do que a simples adição dos resultados isolados de seus componentes. São ambientes que refletem situações de mundo real, cujo comportamento pode ser estudado pela simulação computacional, em um modelo do tipo CSG, a fim de permitir a compreensão de processos reais, e proporcionar conhecimentos e ferramentas para explorar as vantagens das estruturas sociais otimizadas em um mundo conexo.

Com esta perspectiva, a presente pesquisa pretende investigar como determinadas dimensões de um modelo de formação dinâmica de coalizão, que segue o padrão de um CSG, influenciam o desempenho de uma comunidade, na qual a busca por parcerias reorganiza sua estrutura social. As dimensões que se pretende estudar são típicas de ambientes complexos onde o trabalho cooperativo é imprescindível para a resolução de problemas.

Certas dinâmicas de trabalho evocam as características típicas de trabalhos cooperativos intermediados por uma estrutura social. Tais estruturas, por sua vez, determinam uma série de propriedades diretamente ligadas à coletividade (Barabási, 2009), que permitem compreender por que a comunidade privilegia certos indivíduos, quais critérios são observados na sua evolução, qual a tendência de atuação dos participantes, entre outros padrões observáveis.

Vários trabalhos já trataram da formação dinâmica de coalizão que adapta a rede social para melhorar o desempenho da comunidade. Contudo, não exploraram concomitantemente todas as dimensões sociais mencionadas: evolução da estrutura social, diferenças no nível de *expertise* dos indivíduos, a evolução temporal da reputação dos indivíduos e comprometimento temporal local de recursos. A presente pesquisa pretende, dessa maneira, contribuir para que esse tipo de cenário de mundo real seja investigado.

1.4 Hipóteses de Pesquisa

Nosso trabalho tem como meta explorar dimensões que, em conjunto, reproduzem situações encontradas com frequência em ambientes de trabalho cooperativos reais, como em empresas cujos projetos demandam múltiplos recursos ou competências, que podem ter diferentes níveis de *expertise*, executadas de acordo com uma programação definida com antecedência. Assim, a simulação computacional de ambientes com essas características pode nos auxiliar a compreender processos do mundo real e também fornecer condições para explorar as vantagens das estruturas sociais otimizadas.

Para mapear esses cenários, nos baseamos nos seguintes pressupostos:

- Os indivíduos precisam combinar suas habilidades em coalizões para atender à execução de tarefas de forma eficiente, considerando que o espaço de busca por alianças é limitado à vizinhança social;
- As parcerias, criadas de forma autônoma, espontânea e descentralizada, combinam o perfil dos membros dessa comunidade para tarefas complexas;
- As parcerias também possibilitam um comprometimento temporário local (*local time commitment*), definido pelo agendamento de tempos de execução das subtarefas atribuídas aos agentes da coalizão;
- A estrutura da rede se adapta para uma estrutura social de melhor desempenho global, orientada pela reputação dos parceiros, que é influenciada pela passagem do tempo.

1.5 Objetivos

Por conta da natureza dos fatores que podem estar envolvidos na coordenação da resolução de tarefas, nosso grande interesse é justamente mapear a influência de determinadas dimensões em situações do mundo real. Nossa proposta pretende, portanto, desenvolver mecanismos de formação dinâmica de coalizões em SMAs, para descobrir estruturas sociais mais eficazes para a resolução de tarefas complexas.

1.5.1 Objetivo Geral

Este trabalho propõe um modelo descentralizado de formação dinâmica de coalizões para analisar o comportamento de uma comunidade de agentes heterogêneos, com diferentes níveis de *expertise*, que cooperam para resolver tarefas complexas, no qual a estrutura da rede se adapta para uma estrutura social de melhor desempenho global, orientada pela reputação dos parceiros, que é influenciada pela passagem do tempo.

1.5.2 Objetivos Específicos

Pretendemos, assim, traduzir um ambiente organizacional dinâmico e mais realístico, no qual será possível abordar os seguintes objetivos específicos:

1. Propor e implementar um modelo que permita o estudo do comportamento de indivíduos que formam coalizões, com autonomia, para resolver tarefas complexas em um ambiente distribuído e dinâmico.
2. Explorar a rede social e sua influência no desempenho de uma comunidade, considerando diferentes topologias iniciais de rede (aleatória, de mundo pequeno e livre de escala), e verificando sua evolução à medida que as adaptações que buscam parcerias mais eficientes ocorrem.
3. Analisar o impacto dos diferentes perfis de *expertise* para a formação dinâmica de coalizões, do ponto de vista da estrutura social, em situações de:
 - Agregação baseada na complementaridade de competências;
 - População especialista; e
 - População versátil.
4. Avaliar como o comprometimento temporal local (*local time commitment*) de indivíduos, que define o agendamento dos tempos de execução de cada habilidade requerida (subtarefas da tarefa) pelos recursos da coalizão (agentes), afeta a evolução da estrutura social.
5. Avaliar o quanto a velocidade da passagem do tempo, utilizada para ponderar a reputação de indivíduos e definir a evolução temporal dessa reputação (recência), influenciará na estabilidade do sistema.
6. Avaliar conceitualmente a eficiência do modelo proposto em relação a modelos e cenários disponíveis na literatura.

1.6 Resultados Esperados

Essa pesquisa pretende averiguar como as dimensões apresentadas anteriormente, que refletem um ambiente social dinâmico e realístico, impactam nos resultados já obtidos em trabalhos semelhantes de formação dinâmica de coalizões. Dessa forma, a partir dos objetivos traçados, temos a expectativa de observar os resultados relacionados a seguir.

Esperamos que o modelo proposto nos permita observar a evolução da estrutura social resultante do processo de formação de coalizões, permitindo sua análise visual e quantitativa, indicando o desempenho da comunidade de acordo com a configuração dos parâmetros estabelecidos para investigação: evolução da estrutura social, diferenças no nível de *expertise* dos indivíduos, a evolução temporal da reputação dos indivíduos e comprometimento temporal local de recursos.

Também temos como meta explorar a rede social e sua influência no desempenho de uma comunidade, considerando diferentes topologias iniciais de rede. No caso de uma topologia inicial de rede aleatória, esperamos verificar a evolução para uma topologia de rede livre de escala, na qual os indivíduos com perfis mais solicitados pelo escalonamento de recursos apareçam como hubs – tendência já verificada em outros trabalhos. Já no caso de uma topologia inicial livre de escala, o baixo coeficiente de agrupamento (*clustering coefficient*) indica uma limitação dos relacionamentos imediatos entre os vizinhos de um determinado indivíduo na rede. Ou seja, o conhecimento social é limitado, tornando o espaço de busca por alianças mais restrito na nossa proposta, que é orientada pela estrutura da rede social. Logo, nesta situação, acreditamos que as adaptações acabem por deteriorar a estrutura social, bem como o desempenho de toda a comunidade. Contudo, se a topologia de rede inicial for de mundo pequeno, que possui alto coeficiente de agrupamento e baixo diâmetro, o espaço de busca poderá explorar de forma mais abrangente as melhores parcerias para as tarefas demandadas, evoluindo também para uma topologia de rede livre de escala e favorecendo o desempenho de toda a comunidade.

A partir do objetivo de avaliar como o comprometimento temporal local (*local time commitment*) de indivíduos, esperamos verificar que os recursos que têm maior demanda e são liberados precocemente acabem por se tornar hubs em uma topologia livre de escala, resultante das adaptações. Eles indicariam qual é o perfil mais necessário, ou essencial, à comunidade, para

determinado tipo de tarefa. Em contrapartida, sua escassez, ou ausência, deve deteriorar o desempenho da comunidade.

A partir da análise do impacto dos diferentes perfis de *expertise*, esperamos verificar que as situações de agregação baseada na complementaridade de competências devem gerar bons resultados (desempenho e estrutura social favorável às parcerias), uma vez que a utilidade das coalizões será beneficiada por uma estrutura social que aproxima indivíduos adequados para as tarefas demandadas. O caso de uma população inicial de maioria especialista deverá aumentar a utilidade das coalizões, contudo, necessitará de parcerias com mais indivíduos, uma vez que cada um poderá fornecer apenas um recurso para a tarefa. Se a população inicial for de maioria versátil, as coalizões deverão formar grupos com menos elementos, o que poderia permitir a formação de um número maior de coalizões, aumentando o desempenho da comunidade.

Por fim, a análise de quanto a velocidade da passagem de tempo influencia a estabilidade do sistema nos permitirá constatar se a rápida deterioração da reputação anulará o desempenho individual, deixando esse critério de ter forte influência na formação das parcerias.

Enfim, os padrões observados com os resultados do nosso modelo nos permitirão verificar o quanto nossa proposta acrescenta aos resultados obtidos em trabalhos semelhantes.

1.7 Organização do Trabalho

Os parágrafos seguintes apresentam a organização deste trabalho, com a relação dos itens que compõem a pesquisa proposta.

A Parte I deste documento, exposta nos parágrafos anteriores, apresenta as informações iniciais sobre o estudo realizado, contextualizando o problema abordado com os questionamentos, a motivação, as hipóteses de pesquisa, os objetivos do trabalho e seus respectivos resultados esperados.

A Parte II, a seguir, realiza uma revisão analítica dos conceitos que fundamentam as dimensões relevantes observadas em trabalhos nos quais os agentes se organizam para formar as melhores parcerias em trabalhos cooperativos. Também apresenta um conjunto de dimensões para organizar uma taxonomia de nomeação e classificação de trabalhos que representam e exploram conceitos como: a influência da estrutura de rede nesses modelos, o objetivo da formação das parcerias, e as estratégias utilizadas para otimizar o desempenho do sistema. Esse

levantamento fundamentou a escolha das dimensões para esta pesquisa, indicando como nossas análises poderiam contribuir no contexto selecionado.

A Parte III descreve o método adotado nesta pesquisa para atingir os objetivos definidos, e apresenta a formalização do presente modelo descentralizado e multidimensional para formação de coalizão em ambientes orientados a tarefa.

A Parte IV compreende experimentos selecionados, seus resultados e análises, utilizadas para organizar e apresentar as conclusões da presente pesquisa.

A Parte V apresenta a lista das referências bibliográficas utilizadas.

A Parte VI, última deste documento, contém os Anexos com os detalhes pormenorizados da configuração das redes iniciais utilizadas nos experimentos, e dos resultados obtidos das experimentações.

Parte II

Fundamentação Teórica

2 Cooperação pela Formação de Coalizão

A necessidade da formação de agrupamentos surge quando os indivíduos precisam trabalhar em conjunto para resolver problemas de modo mais eficiente do que se o fizessem de forma isolada (Mérida-Campos, 2009). Esta é uma questão chave em sistemas multi-agente, que proporcionam um ambiente favorável para que os agentes se organizem de diferentes modos, restritos pelo sistema em que se encontram, pelas condições de comunicação, por objetivos, etc. Neste contexto, a forma de organização utilizada e o modo como é aplicada afetam diretamente o desempenho do sistema, sua carga computacional e de comunicação, e influenciam, por consequência, a abrangência das interações e a complexidade do sistema.

De forma geral, a organização de um sistema multi-agente envolve uma coleção de papéis, relacionamentos e estruturas de autoridade que governam o comportamento dos agentes. Todos os sistemas multi-agente possuem algumas ou todas essas características, logo têm alguma forma de organização, mesmo que implícita e informal (Horling & Lesser, 2005). Essa organização de agentes pode ser representada por diferentes estruturas, tais como hierarquias, times, coalizões, federações, entre outras, cada uma com suas vantagens e desvantagens, sendo mais adequadas para algumas situações do que para outras.

As situações em que os agentes precisam se agrupar para executar tarefas são conhecidas como *processos de formação de coalizão* (Chalkiadakis, et al., 2008). A coalizão, por sua vez, é um tipo de agrupamento muito significativo, pois admite que os agentes atendam às demandas do sistema ao mesmo tempo em que acumulam recompensas, alcançando objetivos individuais e coletivos. Logo, a organização de agentes em coalizão permite que os mesmos melhorem seu desempenho pela união de esforços para resolver as tarefas viáveis, de forma mais eficiente do que se o fizessem de maneira isolada (Elkind, et al., 2013).

A coalizão também possibilita a reprodução de situações encontradas em ambientes de trabalho cooperativo, nos quais os agentes interagem em redes complexas, que refletem modelos realísticos de mundos interconectados (e.g. redes sociais). Para resolver um problema que requer um conjunto de competências, uma coalizão deve obrigatoriamente atender a todos os seus requisitos. As parcerias, portanto, são formadas a partir de buscas pelo melhor agrupamento para atender aos trabalhos, dentre as combinações possíveis – o que acentua, em muitos casos, a influência da topologia da rede na formação das coalizões emergentes. Nesse contexto, a

estrutura de rede social subjacente e o tipo de comprometimento do agente no agrupamento podem impactar na resolução de problemas complexos.

A pesquisa na área de coalizões abrange várias propostas, justamente por focar situações reais em que as parcerias para cooperação são imprescindíveis para a resolução de problemas complexos. Dessa forma, é possível observar como a organização do trabalho cooperativo influencia o desempenho da comunidade em questão. Tal perspectiva permite determinar temas relevantes de pesquisa que orientaram a seleção de algumas soluções específicas para análise, que incluem: a organização para o trabalho cooperativo, do tipo coalizão, em uma população de agentes, na qual é preciso coordenação para resolver problemas complexos e para melhorar a resolução de tarefas. Tais soluções devem, portanto, simular situações reais, como quando há restrições de preferências, de habilidades, de relações estáticas ou dinâmicas, de obtenção de benefícios individuais ou coletivos, ou de confiança / reputação para delegação de trabalho.

Para comparar soluções distintas é preciso uma seleção meticulosa de suas características e abordagens, a fim de normalizar os dados levantados de modo que seja possível analisar a relação entre as propriedades identificadas, comparar conceitualmente estas soluções e apontar oportunidades interessantes para novas pesquisas. Com este intuito, o objetivo deste Capítulo é apresentar uma visão geral conceitual, através de uma revisão bibliográfica e uma análise de soluções significativas que abordam a coalizão, disponíveis na literatura, para fornecer uma visão pragmática desta área e gerar material relevante para futuras investigações. Mais especificamente, esta pesquisa permite identificar conceitos de classificação para as soluções analisadas, organizando uma taxonomia de concepção e nomeação, adequada e consistente para uma catalogação nesta área de pesquisa. Apesar da taxonomia proposta permitir a comparação conceitual entre as soluções analisadas, ela não é exaustiva e tem foco específico, pretendendo ser suficientemente ampla para prover um esquema de classificação útil a futuros estudos com características similares às apresentadas neste trabalho.

As subseções a seguir apresentam um panorama conceitual, com uma revisão bibliográfica e uma análise de soluções significativas selecionadas conforme critérios expostos acima. Uma breve organização deste Capítulo é apresentada a seguir.

(i) Revisão dos conceitos que fundamentam as dimensões relevantes observadas em trabalhos nos quais os agentes se organizam para formar as melhores parcerias em trabalhos cooperativos, e que são exploradas no modelo proposto neste documento.

- (ii) Proposição de um conjunto de dimensões que organizam uma taxonomia e permitem que diferentes soluções de trabalho cooperativo possam ser comparadas conceitualmente. Para isso, é realizada uma análise metódica de trabalhos representativos que exploram esses conceitos, levantando suas características, a influência da estrutura de rede nesses modelos, o objetivo da formação das parcerias, e as estratégias utilizadas para otimizar o desempenho do sistema.
- (iii) Relação das especificidades de cada modelo analisado, a fim de situar conceitualmente sua contribuição para a formação de coalizões.
- (iv) Organização de uma estrutura de categorias taxonômicas, que pretende refletir um panorama conceitual observado em trabalhos cooperativos com formação de coalizão, situados em ambientes orientados a tarefas.
- (v) Discussão sobre os aspectos de classificação que mais se destacaram nesta revisão analítica e considerações finais sobre os resultados alcançados com o levantamento.
- (vi) Considerações finais sobre este Capítulo.

2.1 Conceitos Iniciais

A execução de tarefas em sistemas multi-agente pode requerer a cooperação entre agentes. Dados um conjunto de agentes e um conjunto de tarefas, a alocação de tarefas ocorre quando um agente não consegue realizar sozinho qualquer tarefa, fato que promove o agrupamento de agentes para o trabalho em parceria.

Nas muitas aplicações onde agrupamentos de agentes são utilizados para resolver problemas, é possível identificar determinadas dimensões, ou aspectos de classificação da aplicação, que permitem comparar conceitualmente os diferentes modelos de cooperação em ambientes orientados a tarefas. Essas dimensões estão fundamentadas em alguns conceitos essenciais, abordados nesta pesquisa, como: coalizão, alocação de tarefas, redes, e confiança / reputação – todos observados, de modo isolado ou associado, em aplicações que representam ambientes realísticos de formação de parcerias para resolução de trabalhos cooperativos pela alocação de tarefas. Tais conceitos estão revistos na sequência, com o objetivo de nos auxiliar na identificação das dimensões abordadas pelas soluções representativas disponíveis na literatura, realizada na seção 2.2 deste documento.

2.1.1 Coalizão

Em sistemas multi-agente, a cooperação é um conceito chave, que ocorre quando um conjunto de agentes possui uma meta (talvez implícita) em comum, que não pode ser alcançada isoladamente, e as ações dos agentes tratam de alcançar essa meta (Shen, et al., 2000). Nesse contexto, uma coalizão é uma forma de organização de trabalho cooperativo que pode ser caracterizada como direcionada a meta e de curta duração, pois são formadas com um propósito e mantidas enquanto este propósito existir (Horling & Lesser, 2005). Uma coalizão também é dita plana, pois geralmente não há um líder – embora possa haver um agente que represente ou coordene a coalizão –, e não há coordenação entre agentes em diferentes coalizões (Rahwan, et al., 2009).

As coalizões têm sido usadas em muitas aplicações, tais como alocação de tarefas, compras em grupo na Internet, requisições de propostas ou rede de sensores. Dependendo do tipo de aplicação, em uma coalizão é possível encontrar agentes altruístas ou egoístas (Elkind, et al., 2013). Quando os agentes são cooperativos, ou altruístas, eles formam coalizões para atingir objetivos comuns, na qual a solução ótima identifica a melhor forma de dividir os agentes em equipes. Agentes auto-interessados, ou egoístas, formam coalizões para maximizar seus próprios ganhos. Nesse caso, a solução ótima também precisa identificar a distribuição dos ganhos da cooperação, baseada na noção de estabilidade e justiça¹ (*fairness*) existente na formação de coalizões. No caso de agentes egoístas, estes ainda podem declinar de soluções globalmente interessantes que não proporcionem os melhores ganhos individuais. Este cenário específico, encontrado com agentes egoístas, é particularmente abordado pela teoria de jogos, que define seus conceitos como um jogo de coalizão, ou *coalitional games*, formalizado como um processo de formação de coalizão (Bachrach, et al., 2010) (Elkind, et al., 2013), descrito a seguir.

Formação de Coalizão

A formação de coalizão é uma área chave na teoria dos jogos, que tem dedicado um grande esforço na sua formalização. Neste cenário, uma coalizão é um agrupamento de agentes que podem trabalhar em conjunto (Wooldridge, 2009) e, usualmente, o processo de formação de

¹ Da teoria dos jogos, a justiça ocorre quando os pagamentos refletem a contribuição efetiva de cada agente na coalizão, e a estabilidade reflete o incentivo que os agentes têm para permanecer na coalizão (Elkind, et al., 2013).

coalizão objetiva separar os agentes em conjuntos disjuntos² (coalizões), que definem uma partição do conjunto de agentes, denominada de estrutura de coalizão (CS – *Coalition Structure*) (Elkind, et al., 2013). O processo de formação de uma CS é denominado de problema de Geração de Estrutura de Coalizão, mais conhecido como CSG (*Coalition Structure Generation*). Quando uma CS é formada, uma função característica do jogo (CFG – *Characteristic Function Game*) atribui um valor numérico a cada coalizão, que representa o pagamento compartilhado entre seus membros (Wooldrigde, 2009) (Sandholm, 1999) (Elkind, et al., 2013).

O processo de formação de coalizão pode ser descrito formalmente por um jogo cooperativo, ou jogo de coalizão (Bachrach, et al., 2010), definido como um par ordenado $\langle Ag, v \rangle$, onde Ag é o conjunto de agentes e $v: 2^{Ag} \rightarrow R$ é a CFG do jogo (Wooldrigde, 2009). Assim, se a *função característica do jogo*, CFG, $v(C) = k$, então os agentes na coalizão C cooperaram para obter a utilidade³ k , que será distribuída entre os membros de C . Jogos dessa natureza são conhecidos como *Transferable Utility Games*, ou TU Games. Neste caso, todos os jogadores preferem as ações que resultem na maior soma de pagamentos, para que, na distribuição dos ganhos, todos os membros da coalizão se saiam melhor. Em contrapartida, jogos do tipo *Non-Transferable Utility*, ou NTU Games, modelam situações onde o pagamento de cada membro da coalizão é individual e não transferível, como em casos em que pesquisadores publicam um artigo e cada um recebe um bônus individual proporcional à sua participação (Elkind, et al., 2013).

Em síntese, o problema de geração de estrutura de coalizão – CSG – pode ser descrito genericamente por três atividades principais (Sandholm, et al., 1999): (i) determinação de uma *estrutura de coalizão*, ou seja, uma partição do conjunto de agentes, dispostos em coalizões disjuntas; (ii) determinação do valor de cada coalizão; e (iii) divisão dos pagamentos provenientes da colaboração.

Coalition Skill Games

Um modelo simples de coalizão, que reflete de forma pertinente as situações que o presente estudo pretende investigar, é conhecido como modelo de Jogos de Coalizão de Habilidades, ou

² Jogos com sobreposição de coalizões estão sendo estudados recentemente (Chalkiadakis, et al., 2008), apesar dos métodos para alocação de tarefas para formação de coalizão com e sem sobreposição já serem estudados há mais tempo (Shehory & Kraus, 1995) (Shehory & Kraus, 1998).

³ Uma utilidade é um valor numérico que representa o “quão bom” está um estado: quanto maior a utilidade, melhor. A tarefa do agente deve ser maximizar sua utilidade individual ou global (Wooldrigde, 2009).

Coalitional Skill Games – CSGs (Bachrach & Rosenschein, 2008). Nele, cada agente é dotado de um conjunto de competências, cada tarefa requer um conjunto de habilidades, cada coalizão apenas executa uma tarefa se seus membros atenderem às habilidades requeridas pela tarefa, e o ganho do agente na coalizão depende do subconjunto de tarefas que ele pode cumprir.

Formalmente, um CSG é definido por (Bachrach, et al., 2010): um conjunto de agentes $I = \{a_1, \dots, a_n\}$, um conjunto de tarefas $T = \{t_1, \dots, t_m\}$, e um conjunto de habilidades $S = \{s_1, \dots, s_k\}$. Cada agente a_i tem, por sua vez, um conjunto de habilidades $S(a_i) \subseteq S$, e cada tarefa t_j requer um conjunto de habilidades $S(t_j) \subseteq S$ para ser completada. Um conjunto de habilidades que uma coalizão C tem é denotado por $S(C) = \bigcup_{a_i \in C} S(a_i)$. Uma coalizão de agentes $C \subseteq I$ pode executar uma tarefa t_j se cada habilidade requerida para executar a tarefa pertencer a algum agente da coalizão C , ou $S(t_j) \subseteq S(C)$. O conjunto de tarefas que uma coalizão pode executar é denotado por $T(C)$. Por fim, de forma geral, a função característica, a CFG, em jogos de coalizão de habilidades, CSG, mapeia o subconjunto de tarefas que as coalizões conseguem completar em um valor real (Bachrach, et al., 2010).

Em resumo, o modelo CSG é considerado um modelo simples de cooperação, ou uma forma restrita de jogo de coalizão, contudo bastante expressiva, pois permite a simulação e o estudo de diversas formas de colaboração que se baseiam em noções abstratas de tarefas e competências necessárias concluí-las (Bachrach, et al., 2010).

2.1.2 Alocação de Tarefas

A alocação de tarefas é um quesito essencial do mecanismo de cooperação em sistemas multi-agente, pois trata da organização das ações dos agentes em grupo que precisam encontrar a solução para um problema: a tarefa. Nas diferentes abordagens para alocação de tarefas, é possível encontrar soluções nas quais os agentes têm uma ou várias habilidades, novas tarefas aparecem periodicamente, tarefas antigas expiram, ou os agrupamentos de agentes podem ser de curta ou longa duração. Já a heurística para formação de parcerias pode levar em consideração a rede de relacionamentos, a distância física, o tempo para resolução da tarefa ou a reputação entre os agentes (Parker, 2013) (Wang, et al., 2013) (Weerdt, et al., 2012).

As soluções propostas também podem variar de centralizadas a descentralizadas – sendo estas as mais desejadas, pois evitam um ponto único de falha e minimizam os requisitos de comunicação (Parker, 2013). De fato, a definição clássica do Problema de Alocação de Tarefas (TAP – *Task Allocation Problem*) (Weerdt, et al., 2012) é aplicada a situações onde há um

controle centralizado capaz de alocar tarefas a qualquer agente, desde que este possua os recursos necessários à tarefa. Contudo, esse tipo de alocação em ambientes de larga escala possui alto custo de comunicação e coordenação. É um problema desafiador, devido ao grande número de possíveis soluções que precisam ser examinadas para encontrar um resultado eficiente – quantidade de soluções que cresce exponencialmente com o número de agentes envolvidos (Rahwan, et al., 2009).

Várias alternativas para mitigar esse custo computacional já foram propostas. Uma delas considera a estrutura da rede social subjacente à comunidade de agentes para restringir o espaço de busca por parcerias – e consequentemente a alocação de tarefas – à vizinhança social. Desse modo, cada agente pode trabalhar de forma distribuída e apenas com informações locais, referentes a seus vizinhos (Weerdt, et al., 2012) (Gaston & desJardins, 2005) (Glinton, et al., 2008) (Barton & Allan, 2008). Para casos como esse em (Weerdt, et al., 2007), é proposto o Problema Social de Alocação de Tarefas (STAP – *Social Task Allocation Problem*), cuja abordagem procura encontrar uma alocação eficiente de tarefas que maximiza o bem-estar social. O STAP foi proposto justamente para refletir situações de mundo real onde é comum haver a seleção e interação com parceiros preferenciais. Por exemplo, entre empresas, é comum estabelecer relações de trabalho com um número limitado de parceiros comerciais (Gulati, 1995). O trabalho de (Sreenath & Singh, 2004) também exemplifica a existência de parcerias preferenciais na formação de cadeias de suprimentos (*supply chain*), onde os parceiros são ponderados sempre que novas tarefas são apresentadas.

Em resumo, em (Weerdt, et al., 2012) uma alocação de tarefas é considerada válida em uma rede social se atender às restrições: (i) a alocação deve estar correta (cada agente não pode usar mais do que seus recursos disponíveis); (ii) a alocação deve estar completa (os recursos de todos os agentes alocados são suficientes); e (iii) a alocação deve obedecer aos relacionamentos sociais (cada tarefa apenas é alocada a agentes vizinhos).

2.1.3 Redes Complexas

Nesta seção, são apresentados alguns conceitos importantes sobre a análise de redes complexas, utilizados em trabalhos de formação de coalizão para execução de tarefas, em situações em que a comunidade é composta por agentes conectados. Nesse caso, a representação da comunidade é feita por uma estrutura em rede, que em essência é uma teia de nós, ou agentes, interconectados, com propriedades diretamente relacionadas à coletividade (Barabási, 2009). (Scott, 2000) acrescenta que análise de redes está baseada na teoria dos grafos, e (Wasserman & Faust, 1994)

finalizam assinalando que o vocabulário formal dos grafos permite que as redes possam ser medidas e quantificadas .

A teoria de redes é uma área de estudo bastante extensa. Ela é abordada de forma pontual neste trabalho, com destaque para as redes complexas⁴, a fim de destacar os conceitos relevantes para esta pesquisa. Esses conceitos são organizados de maneira sintetizada nos tópicos a seguir, que apresenta as topologias de rede mais comuns observadas em sistemas complexos⁵: as Redes Aleatórias, as Redes de Mundo Pequeno e as Redes Livres de Escala, descritas na sequência.

Redes Aleatórias (*Random*)

São *grafos complexos* com esquema de *conexão aleatório*. A rede é *igualitária* (qualquer nó tem a mesma probabilidade de receber nova conexão) e seu crescimento provoca o surgimento de um único aglomerado (*cluster*). Sua distribuição de grau segue uma *curva de sino*, onde o pico é a média (nó característico). A cauda da distribuição da curva de sino é exponencialmente declinante, o que impossibilita a existência de hubs – nodos altamente conectados, encontrados na maioria das redes complexas reais. Uma rede aleatória não modela uma rede real, pois novas conexões geralmente não seguem um padrão aleatório (Barabási, 2009). Como exemplo, Barabási cita as redes de amigos. Nelas, a probabilidade de que duas pessoas, que tenham um amigo em comum, também sejam amigas é muito alta. Logo, as conexões não são aleatórias: quanto mais forte o laço entre as pessoas, maior a sobreposição do seu círculo de amigos.

A Fig. 1 a seguir mostra as principais características das redes aleatórias:

- A distribuição de grau segue uma curva de sino;
- A maioria dos nós tem o mesmo número de links (escala ou nó característico); e
- A cauda de distribuição decai exponencialmente, o que resulta na ausência de nós altamente conectados, os **hubs**.

⁴ Rede complexa refere-se a um grafo que apresenta uma estrutura topográfica não trivial, composto por um conjunto de vértices (nodos) interligados por arestas (conexões) (Barabási, 2009).

⁵ Em sistemas complexos, a atividade dos componentes que interagem é não-linear e tipicamente exibe auto-organização. Nesse caso, a evolução do sistema é muito sensível às condições iniciais ou a pequenas perturbações, o número de componentes no sistema que interagem de forma independente é grande, ou existem múltiplas alternativas pelas quais o sistema pode evoluir (SCIENCEMAG, 1999).

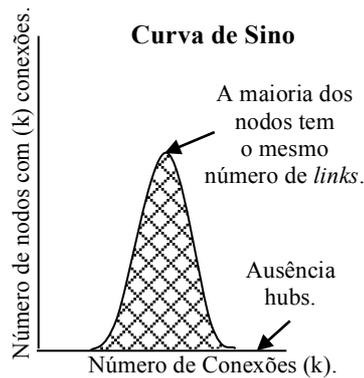


Fig. 1: Distribuição de grau em uma rede aleatória (Barabási, 2009).

Redes de Mundo Pequeno (*Small World*)

O estudo de (Milgram, 1967) definiu o conceito dos “seis graus de separação”, proveniente do “experimento de pequeno mundo”, que rastreou cadeias de conhecidos nos Estados Unidos. Essa teoria de mundos pequenos determina que o tamanho médio de uma cadeia de conhecidos (nodos relacionados) é próximo de seis, ou seja, em certo sentido, as pessoas estão unidas em uma teia social coesa (Milgram, 1967), na qual o caminho médio entre quaisquer duas pessoas (nodos) é pequeno, gira em torno de “seis graus de separação”.

(Watts & Strogatz, 1998) fazem uma analogia com o fenômeno de mundo pequeno, conciliando a teoria de *small worlds* (a maioria dos nodos tem aproximadamente o mesmo grau) com a das redes aleatórias (conexões se estabelecem de forma aleatória e não existem nodos com um número excessivamente grande de *links*).

Segundo (Watts, 1999), uma rede pode ser considerada *small world* se ela possuir duas características: *coeficiente de agrupamento* (*clustering coefficient*) alto e diâmetro baixo (o maior geodésico entre qualquer par de nodos é pequeno).

O coeficiente de agrupamento de um nodo i , $CC(i)$, é dado por:

$$CC(i) = \frac{\text{número efetivo de links entre nodos vizinhos de } i}{\text{número de links possíveis entre nodos vizinhos de } i}$$

O $CC(i)$ representa uma medida da densidade dos *links* existentes entre os vizinhos de do nodo i . O coeficiente de agrupamento de uma rede, CC , é calculado como a média dos coeficientes de agrupamento de todos os seus nodos (Benvenuto, et al., 2012) e informa o grau de coesão da rede. Se $CC = 1$, a rede é um grafo completo; se $CC = 0$, apenas um nodo agregará os demais vizinhos, que permanecem desconectados.

Um exemplo de rede do tipo mundo pequeno está na Fig. 2. A partir de um círculo de nodos, cada um se conecta ao seguinte e aos seus vizinhos mais próximos, à esquerda, por exemplo. Para esse círculo virar um “mundo pequeno”, basta acrescentar alguns links, conectando nodos aleatoriamente escolhidos, à direita, por exemplo (Barabási, 2009). Esses *links* de amplo aspecto não alteram significativamente o **CC** da rede e oferecem o atalho essencial entre nodos distantes, encurtando a separação média entre todos os nodos.

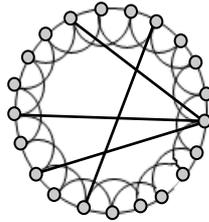


Fig. 2: Um mundo pequeno e clusterizado. (Barabási, 2009)

Redes Livres de Escala (*Free Scale*)

Também conhecidas com *Scale-free Networks* (Barabási, 2009), nesse tipo de rede não existe escala, uma vez que a distribuição de grau forma uma hierarquia contínua. Portanto, não há nodo que caracterize todos os demais.

A Fig. 3 a seguir mostra as principais características de uma rede livre de escala (ou rede sem escala):

- A distribuição de grau segue uma curva de potência;
- Existem muitos nodos com apenas poucas *links*;
- A cauda de distribuição decai lentamente, o que possibilita eventos raros, como os hubs, que são nodos com muitos *links*.

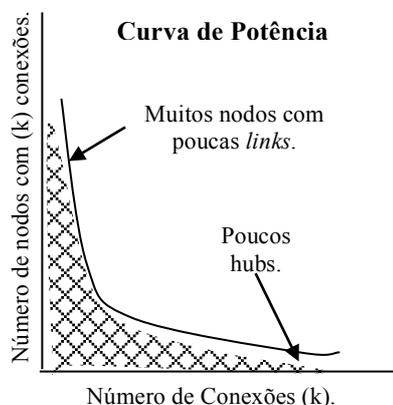


Fig. 3: Distribuição de grau em uma rede livre de escala (Barabási, 2009).

Conexão Preferencial

A pesquisa de (Barabási & Albert, 1999) questionou a forma de como é feita a escolha de novas ligações – visto que a escolha aleatória não reflete o mundo real, nem explica as leis de potência. Na Web, por exemplo, quanto mais os documentos são conhecidos, mais *links* os referenciarão. Nesse caso, quando se trata de decidir onde se conectar, a conexão preferencial é a adotada. Muito embora as escolhas individuais sejam altamente imprevisíveis, enquanto grupo, padrões rigorosos são seguidos. Ou seja, pela conexão preferencial (*preferential attachment*), a probabilidade de se conectar com um nodo é diretamente proporcional ao seu número de *links*.

Em adição, segundo (Barabási & Albert, 1999), quando a topologia da rede evolui e o crescimento ocorre com conexão preferencial, hubs e leis de potência emergem de forma igual. Logo, em redes complexas, uma estrutura sem escalas é a regra (Barabási, 2009).

Robustez

Nas redes aleatórias, a retirada de poucos nodos causa pouco impacto sobre sua integridade. Entretanto, se a retirada alcançar um ponto crítico, o sistema se reduz a pequenas ilhas desconectadas. Já nas redes sem escala, a remoção de quase 80% de todos os nodos não é suficiente para colapsá-las, desde que as falhas afetem nodos comuns e hubs com igual probabilidade. Isso porque nodos com poucos *links* são a grande maioria e sua eliminação não influencia a integridade da rede. Contudo, se a retirada de nodos se concentrar em hubs, o colapso da rede ocorre rapidamente, expondo a vulnerabilidade inerente às redes sem escala.

Fragmentação

A Web, mesmo com seus bilhões de documentos, é considerada como uma estrutura de rede do tipo mundo pequeno – cerca de 19 graus de separação. Contudo, devido ao fato de os links na Web serem direcionados (por uma URL, é possível navegar em apenas uma direção), partindo de uma página qualquer, só é possível alcançar cerca de 24% de todos os documentos (Broder, et al., 2000). O direcionamento dos links faz da Web uma rede não homogênea, fragmentada em quatro grandes componentes⁶, como na Fig.4: o núcleo, onde cada nodo pode ser alcançado a partir de qualquer outro; o componente IN, onde se alcança o núcleo, mas não é possível

⁶ Componente é um subgrafo conectado, onde todos os pontos conseguem se alcançar por um ou mais caminhos. Um grafo completo compreende um único componente. (Scott, 2000).

regressar; o componente OUT, onde os nodos podem ser alcançados do núcleo, mas não há volta ao núcleo; e os componentes isolados, onde não se tem acesso a partir dos nodos restantes.

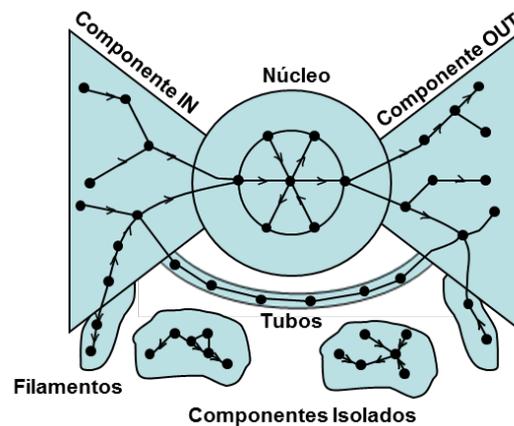


Fig. 4: Os componentes de uma rede fragmentada: *bow tie* (Broder, et al., 2000).

Segundo Barabási (2009), enquanto os *links* permanecerem direcionados, a navegabilidade total jamais ocorrerá. Logo, se *links* direcionados existem, redes aleatórias ou sem escala fragmentam-se sempre nos mesmos quatro componentes.

A Tab. 1 a seguir organiza os conceitos apresentados nesta subseção, de acordo com topologias de rede observadas em sistemas complexos – fundamentos para as pesquisas deste trabalho, no que se refere às influências na evolução da estrutura social.

Conceito		Conceitos Associados		
Redes Aleatórias (<i>Random</i>)	Grafo com conexão aleatória, pois qualquer nodo tem a mesma probabilidade de receber uma nova conexão. Do crescimento aleatório, surge um único aglomerado - <i>cluster</i> .	Distribuição de grau: segue uma curva de sino	A maioria dos nodos tem o mesmo número de conexões; sua distribuição de grau gera uma curva de sino, cuja cauda é exponencialmente declinante. Esse fato resulta na ausência de nodos altamente conectados (hubs).	
		Fragmen-tação	Se <i>links</i> direcionados, fragmenta em quatro componentes.	
Mundo Pequeno (<i>Small World</i>)	Rede estruturada em aglomerados altamente conectados - grupos de <i>clusters</i> (conexões fortes) não isolados (conexões fracas). Não admite hubs; conexões ocorrem forma aleatória.	Rede Coesa	Caminho médio entre quaisquer dois nodos é pequeno (em torno de “seis graus de separação”).	
		Coefficiente de Agrupa-mento (<i>Clustering Coefficient</i>)	Determina a densidade de conexões entre os vizinhos de um nodo, logo mede o grau de coesão de uma rede. Valor alto (≈ 1.0) para redes de mundo pequeno.	
Redes Livres de Escala (<i>Scale Free</i>)	Não existe escala que caracterize todos os nodos. Em redes complexas, uma estrutura sem escalas é a regra observada.	Distribuição de grau: segue uma curva de potência	Muitos nós com poucas conexões; pequeno número de hubs, com um número muito grande de conexões.	
		Coefficiente de Agrupa-mento (<i>Clustering Coefficient</i>)	Valor baixo para redes livres de escala.	
		Conexão preferencial (<i>preferential attachment</i>)	Probabilidade de se conectar um nodo é proporcional ao seu número de <i>links</i> .	
		Robustez	Rede resiliente, desde que os erros não eliminem seus hubs.	
		Fragmen-tação	Se <i>links</i> direcionados, fragmenta em quatro componentes.	

Tab. 1: Conceitos essenciais em redes complexas⁷.

⁷ (Barabási, 2009) (Milgram, 1967) (Watts, 1999) (Watts & Strogatz, 1998)

Redes Sociais

A estrutura social de uma comunidade, onde a interação ocorre entre parceiros preferenciais, impacta diretamente o seu desempenho em formar coalizões para a realização de tarefas. Tradicionalmente, essa estrutura social é representada como uma rede social, cuja topologia modelada por um grafo permite identificar aspectos específicos, que refletem as relações entre indivíduos em sociedade (Sabater & Sierra, 2002).

Assim, da perspectiva da rede social, é possível identificar (Knoke & Yang, 2008): as entidades (ou atores: indivíduos, grupos, organizações, etc.); os padrões regulares das relações (conexões entre entidades, que refletem contextos sociais e influenciam percepções, crenças, decisões e ações); e a análise de rede (mensura e representa as relações estruturais).

A análise de redes sociais emergiu justamente como um conjunto de métodos que procuram explicar porque as relações ocorrem e quais suas consequências. Segundo Knoke e Yang (2008), a análise das redes sociais é baseada em três pressupostos elementares: (i) as relações estruturais são mais importantes para a compreensão de comportamentos do que atributos isolados; (ii) a rede social afeta percepções, crenças e ações através de mecanismos estruturais construídos por relações entre entidades; (iii) as relações estruturais são dinâmicas e as transformações sistêmicas em larga escala emergem das preferências combinadas de indivíduos.

Apoiada na teoria dos grafos, a análise de rede social também permite identificar a importância, ou *proeminência*, de atores ou grupos – ou agente em um sistema multi-agente. Um ator é *proeminente* se suas conexões o tornam particularmente visível a outros atores na rede. A proeminência é medida pelas conexões diretas e indiretas do ator (Wasserman & Faust, 1994).

Consequentemente, a *centralidade* em um grafo de rede é uma medida da *proeminência*, e indica que um agente proeminente tem alto envolvimento em muitas relações, independente de enviar ou receber vínculos. Ou seja, um agente central está no centro de várias conexões, ou tem um grande número de contatos diretos. Logo, a centralidade descreve a extensão na qual a coesão está organizada em torno de agentes focais, como representado na Fig. 5.

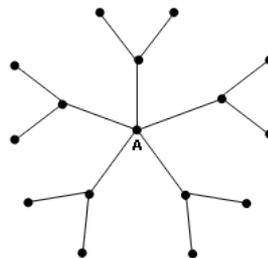


Fig. 5: Grafo altamente centralizado em torno do ponto focal A (Scott, 2000).

Como a estrutura topológica de uma rede social pode ser modelada por um grafo, logo, também pode ser caracterizada pelas métricas de grafos. Assim, de acordo com (Benvenuto, et al., 2012), (Sampaio, et al., 2012) e (Oliveira, et al., 2012), é relevante analisar as métricas a seguir nas análises de redes sociais.

Métrica	Descrição
Componentes	É um conjunto conexo de nodos, onde cada nodo possui um caminho para todos os outros nodos do conjunto. Geralmente é utilizado como forma de comparar a organização dos componentes de um grafo direcionado (<i>bow tie</i>).
Grau dos Nodos	A distribuição de graus dos seus nodos é uma característica importante da estrutura de uma rede; é dada pelo número de conexões que um nodo tem com outros nodos.
Caminho Mínimo	<i>Shortest path</i> é o menor caminho entre dois nodos, também referenciado como geodésico, ou distância geodésica.
Caminho Mínimo Médio	<i>Average path length</i> é o número médio de <i>links</i> (conexões) em todos os caminhos mínimos existentes, normalmente calculado para um componente.
Coefficiente de Agrupamento	<i>Clustering coefficient</i> de um nodo i , $CC(i)$. É a razão entre o número de <i>links</i> existentes entre os vizinhos de i e o número máximo de <i>links</i> possíveis entre estes vizinhos. Permite determinar a densidade de <i>links</i> entre os vizinhos de um nodo.
Distância Média e Diâmetro	É o número médio de <i>links</i> em todos os caminhos mínimos existentes entre todos os pares de nodos do grafo. O diâmetro é definido como a distância do maior caminho mínimo existente no grafo.
Betweenness	Medida relacionada à centralidade de um nodo. É calculado como a fração de caminhos mais curtos entre pares de nós que passam através de um determinado nodo. Indica a influência de um nodo em relação à propagação de informações, pois vários caminhos o utilizam.
Closeness	Indica a centralidade global de um nodo. Essa vantagem estrutural pode ser traduzida em prestígio ou proeminência. O distanciamento de um nodo é definido como a soma das suas distâncias para todos os outros nodos, e seu <i>closeness</i> é definido como o inverso do distanciamento. Quanto menor o <i>closeness</i> , mais perto um nodo está dos demais no grafo.

Tab. 2: Métricas para redes sociais.

2.1.4 Confiança e Reputação

Em uma comunidade de agentes conectados em rede, a cooperação é fundamentada pela delegação de ação, que é resultado de algum grau de confiança existente entre os agentes. Por esta perspectiva, a confiança computacional consiste em fazer com que um agente confie em outro agente para delegar parte de suas tarefas (Lu, et al., 2009). Logo, em situações onde há parcerias para trabalho cooperativo, os agentes podem atuar como testemunhas de suas interações (Mérida-Campos & Willmott, 2007) (Sabater & Sierra, 2002) (Yu & Singh, 2003), cujos resultados são compartilhados com seus vizinhos, de modo a construir uma reputação para cada agente – uma situação típica de contexto social que influencia percepções, decisões e ações. Neste cenário, a reputação é a percepção que um grupo de agentes conectados tem sobre as intenções de um agente. Ela é usada para modelar a confiabilidade entre indivíduos, incentivando o trabalho cooperativo, uma vez que favorece interações necessárias e evita as desnecessárias (Silva, 2009).

A confiança é, por essa razão, um conceito fundamental para definir as regras de interação em uma sociedade, seja ela composta por pessoas ou por sistemas virtuais (Resnick, et al., 2000). Ela tem sido determinada de várias formas em diferentes domínios, sendo difícil apontar uma única definição para a mesma (Falcone & Castelfranchi, 2001). No âmbito das soluções computacionais, é possível trabalhar com a categoria de “confiança interpessoal em contexto específico”, onde um usuário confia em outro em relação a uma situação específica, mas pode não confiar em outras situações (Mui, et al., 2001). No contexto de sistemas multi-agente, tem-se que:

- Confiança: crença que um agente tem que a outra parte vai fazer o que diz (ser honesto e confiável) (Ramchurn, et al., 2004); representa as convicções de um indivíduo em relação à probidade (honradez, correção) de outro.
- Reputação: ocorre quando a confiança deixa de ser uma impressão pessoal e passa a ter abrangência coletiva (Pujol, et al., 2002). Segundo (Ramchurn, et al., 2004), a reputação pode ser “derivada da agregação de opiniões de uma comunidade”. Logo, a confiança resulta em reputação e a reputação propaga a confiança, como esquematizado na Fig. 6 a seguir.

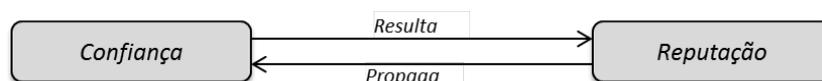


Fig. 6: Confiança x Reputação.

É possível constatar que a confiança / reputação está associada à delegação de tarefas no trabalho cooperativo entre agentes, incentivando as melhores interações. Por consequência, a reputação, é empregada como um tipo de controle social na propagação da confiança, que estimula o trabalho cooperativo e, mais especificamente, a formação de coalizões.

Aplicações da Reputação

Cientistas da computação têm usado a reputação de diversas formas, a fim de orientar a execução de uma grande variedade de tarefas. Por exemplo, a reputação pode modelar a confiabilidade entre indivíduos e firmas em mercados online, através do acúmulo de classificações positivas e negativas para vendedores e compradores, visando estimular as transações (Mérída-Campos & Willmott, 2007). A reputação também é usada para permitir que as pessoas encontrem os recursos que precisam, a partir de recomendação de parceiros confiáveis (O'Donovan & Smyth, 2005), para encontrar especialistas (peritos) em uma comunidade eletrônica (Pujol, et al., 2002), ou para encontrar as melhores parceiras na resolução de tarefas em trabalhos cooperativos (Gaston & desJardins, 2004) (Glinton, et al., 2008).

Em resumo, a reputação refere-se, portanto, à percepção que um agente tem das intenções de outro agente, e é usada para modelar a confiabilidade de indivíduos a partir de classificações que um agente recebe de outro (Mui et al., 2001). Por consequência, a reputação, é empregada como um tipo de controle social na propagação da confiança, incentivando o trabalho cooperativo.

Confiança Global e Local

Os estudos de (Bonchi, et al., 2011) destacam dois tipos básicos de confiança computacional: (i) Global, ou reputação, onde a confiabilidade de cada agente é computada da perspectiva de toda a rede – cada agente está associado a um único valor de confiança; (ii) Local, onde as inferências sobre confiança são realizadas da perspectiva de outro agente, logo cada agente na rede pode ter múltiplos valores de confiança.

Dependendo do contexto, pode ser importante computar a confiança local, global ou ambas. Por exemplo, o cálculo da reputação (ou confiança global) de usuários é muito importante quando existe a agregação de informação, pois permite minimizar o impacto de atividades maliciosas. A perícia pode ser compreendida como a reputação a respeito de um tópico específico. Por outro lado, o cálculo eficiente de confiança local é importante em ambientes descentralizados onde há troca de informação ou colaboração.

Recência da Reputação

Em determinadas situações, a avaliação do trabalho de parceiros em um trabalho colaborativo precisa levar em conta sua atualização. Pela percepção humana, avaliações mais recentes são mais importantes que as mais antigas, o que reflete a relevância do tempo na informação transmitida (Khosravifar, 2012). Para mapear esta necessidade, (Huynh, et al., 2006) utilizam uma função de decaimento exponencial para determinar a recência de uma avaliação, ou reputação:

$$\omega_{eval}(eval(a_i, t_w)) = e^{\frac{-\Delta t(eval(a_i, t_w))}{\lambda}}, \lambda > 0$$

onde ω_{eval} é o peso para a classificação $eval(a_i, t_w)$, $\Delta t(eval(a_i, t_w))$ é a diferença de tempo entre o tempo atual e o tempo t_w em que a classificação $eval(a_i, t_w)$ foi gravada. O parâmetro λ é chamado de fator de escala de recência (Huynh, et al., 2006), e se encarrega de ajustar a função de recência à granularidade da passagem do tempo em diferentes situações.

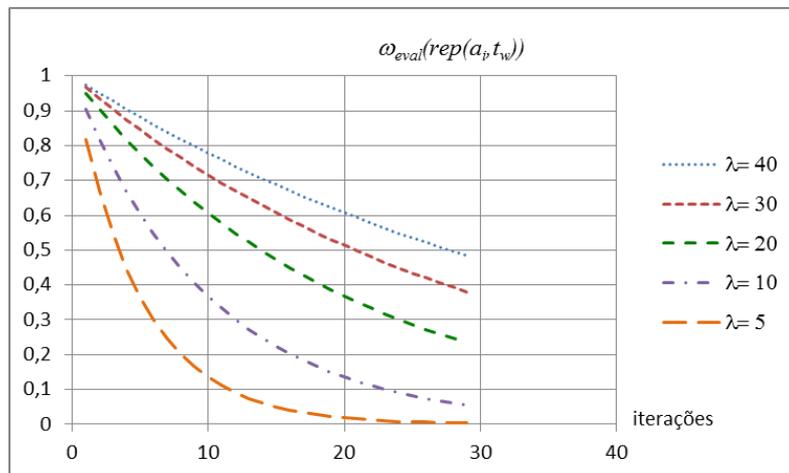


Fig. 7: Exemplo de diferentes λ s na função de recência.

Pela simulação apresentada na Fig. 7, quanto menor for o valor de λ , mais rapidamente uma avaliação perde seu valor – ou seja, a reputação (confiança no parceiro) é perdida mais rapidamente.

2.2 Dimensões de Classificação

Os conceitos apresentados na Seção 2.1 foram abordados de forma isolada ou associada em modelos distintos. Com base nesses conceitos, foi realizada uma análise cuidadosa de determinados modelos representativos da literatura, selecionados devido ao seu foco em alguns dos seguintes temas: formação de coalizões para resolução de tarefas que exigem a cooperação, simulação de ambientes de mundo real, população interconectada, agentes que lidam com restrições do tipo: parcerias preferenciais, diferentes níveis de competências, relacionamentos estáticos ou dinâmicos, ganhos individuais ou coletivos, e delegação de trabalho baseada na confiança / reputação. Tais conceitos expressam o núcleo desta investigação, e definiram os critérios para a seleção das soluções listadas na Tab. 3.

1	(Shehory & Kraus, 1998)	8	(Mérida-Campos, 2009)	15	(Hoelz & Ralha, 2012)
2	(Sen & Dutta, 2000)	9	(Zhao, et al., 2009)	16	(Ye, et al., 2013)
3	(Gaston & desJardins, 2005)	10	(Rahwan, et al., 2009)	17	(Yin & Li, 2013)
4	(Barton & Allan, 2007)	11	(Ramchurn, et al., 2010)	18	(Hasan & Raja, 2013)
5	(Glinton, et al., 2008)	12	(Michalak, et al., 2010)	19	(Jiang, et al., 2014)
6	(Rahwan & Jennings, 2008)	13	(Salazar, et al., 2011)	20	(Service, et al., 2014)
7	(Barton & Allan, 2008)	14	(Génin & Aknine, 2011)	21	(Bistaffa, et al., 2014)

Tab. 3: Soluções analisadas para identificação de dimensões.

As soluções da Tab.3 foram analisadas de forma sistemática, a fim de levantar um conjunto de dimensões observadas nesse tipo de trabalho cooperativo, que permitiu a identificação de conceitos padronizados para comparação conceitual. Contudo, devido à diversidade dos modelos, sua classificação segundo essas dimensões é eventualmente subjetiva, pois nem sempre há uma correspondência plena. Também foram considerados apenas os recursos apresentados pelos autores, que não são adaptados para fins específicos.

Os conceitos identificados foram então organizados para compor uma taxonomia de classificação conceitual, que revela 5 (cinco) classes principais, ou dimensões de base: (i) o domínio da aplicação; (ii) a classe de problemas na cooperação por coalizão; (iii) os tipos de agentes; (iv) os tipos de tarefas apresentadas; e (v) os tipos das funções de utilidade (ou grau de satisfação individual / coletivo). Essas dimensões, e suas respectivas subcategorias, foram estruturadas para auxiliar a diferenciação entre as alternativas que endereçam o problema de formação de coalizão. Seu detalhamento é apresentado a seguir.

2.2.1 Domínio de Aplicação

Esta dimensão classifica as soluções quanto ao propósito de seu emprego, ou sua aplicabilidade, em situações onde há a cooperação pela formação de coalizões. Nas soluções examinadas, foi possível identificar a importância da simulação de uma variedade de situações de mundo real que, apesar de não esgotar a todos os casos existentes, concentra uma classificação pertinente, que abrange: (i) a simulação de estrutura social, (ii) simulação de sistema de comércio, (iii) de ambiente orientado a serviço, (iv) de redes de sensores, (v) de cenário de desastre e (vi) de coordenação de organizações, descritas a seguir.

ES - Simulação de Estrutura Social

Em alguns dos trabalhos examinados, foi identificada a simulação de uma comunidade na qual as relações estruturais entre indivíduos (agentes) estão baseadas nos vínculos sociais; ou seja, as conexões entre entidades refletem contextos sociais que podem afetar as percepções e ações. Os indivíduos estão dispostos, portanto, em sociedade (Knoke & Yang, 2008). Assim sendo, os agentes ficam conectados por uma rede social, modelada por um gráfico no qual a presença de uma aresta entre dois agentes indica que há uma conexão social entre estes eles – determinando uma topologia de comunicação subjacente (Service & Adams, 2010). Os trabalhos que consideraram a estrutura social na comunidade de agentes estão marcados com um “x” na Tab. 5.

SC - Simulação de Sistema de Comércio

Nesta simulação, é proposto um modelo para tratar de ambientes onde há o comércio ou a negociação de bens e/ou tarefas entre múltiplos envolvidos, conduzida por um protocolo no qual uma entidade submete um convite (licitação) para provedores de produtos ou serviços. No mundo real, como considerado no trabalho de (Mérida-Campos, 2009), essas requisições são tratadas por grupos (ou consórcios) de agentes (coalizões), que combinam suas habilidades para atender a uma requisição de forma eficiente.

OS - Simulação de Ambiente Orientado a Serviço

Neste tipo de simulação, os recursos são ditos não consumíveis, pois sua disponibilidade não se altera após sua utilização (Demazeau & Müller, 1990). No contexto da computação orientada a serviço, uma coalizão multi-agente pode oferecer serviços que são a combinação de serviços providos por seus membros (Hoelz & Ralha, 2012). Assim, cada agente provê um serviço, por meio de uma habilidade, para que uma tarefa possa ser concluída. Todas as soluções estudadas,

como marcado com “x” na Tab. 5, modelaram seus agentes como recursos não consumíveis, podendo trabalhar indefinida e repetidamente, sempre que estiverem comprometidos com uma nova tarefa.

RS - Simulação de Redes de Sensores

Em aplicações que utilizam redes de sensores, os agentes devem lidar com ambientes dinâmicos e incertos, e não há uma autoridade única de controle. Os sensores podem ser empregados para: monitoramento ambiental, modelagem estrutural, serviços de saúde e de fabricação, entre outros. Os diferentes tipos de sensores mapeados como agentes podem incluir: coletores de dados, roteadores de dados, e sensores de ponto final. Nestas situações, a atuação e a interconectividade dos agentes são importantes para a eficiência global da rede. Logo, o ajuste da conectividade entre agentes heterogêneos podem levar a um melhor desempenho e à tolerância a falhas. Os trabalhos que consideraram uma simulação de uma rede de sensores nas suas propostas estão marcados com um “x” na Tab. 5.

CD - Simulação de Cenário de Desastre

A coordenação de socorristas e de robôs para assumir os encargos de diversas tarefas em cenários de desastre é um dos grandes desafios em sistemas multi-agentes. O problema central deste tipo de esforço é a formação das melhores parcerias (coalizões) para resolver as várias tarefas no espaço físico em que o desastre ocorre, considerando também as restrições de tempo para realizá-las. Como há mais tarefas do que agentes para resolvê-las, estes agentes devem se agrupar e reagrupar continuamente para resolver problemas em diferentes áreas, como abordado nos trabalhos marcados com “x” na Tab. 5.

CO - Simulação de Coordenação de Organizações

O trabalho de (Zhao, et al., 2009) modela a influência da rede na identificação de projetos colaborativos e na formação de coalizões para coordenação de ONGs de Ajuda Humanitária. Nesse tipo de processo, não há uma ONG que coordena as demais. Assim, para projetos colaborativos, as coalizões correspondentes emergem a partir do comportamento coletivo de ONGs individuais. Neste tipo de situação, (Maitland, et al., 2008) ressaltam que fatores como ‘quem tem conexão com quem’, ‘força dos vínculos’ e ‘pressão dos pares’ afetam as atitudes individuais das ONGs em relação ao projeto. Ou seja, da perspectiva da análise de redes, tais

fatores corroboram que os aspectos relacionais da rede social influenciam as decisões e ações de uma comunidade.

A Tab. 4 a seguir apresenta um resumo dos Domínios de Aplicação identificados. Na Tab. 5, é feita uma comparação conceitual entre as soluções analisadas, em relação aos Domínios de Aplicação, que auxilia a perceber o emprego desta dimensão, bem como estruturar a taxonomia proposta.

Domínios de Aplicação	
ES	Simulação de Estrutura Social
SC	Simulação de Sistema de Comércio
OS	Simulação de Ambiente Orientado a Serviço
RS	Simulação de Rede de Sensores
CD	Simulação de Cenário de Desastre
CO	Simulação de Coordenação de Organizações

Tab. 4: Lista dos Domínios de Aplicação identificados.

Solução		Domínios de Aplicação					
		ES	SC	OS	RS	CD	CO
1	(Shehory & Kraus, 1998)			X			
2	(Sen & Dutta, 2000)			X			
3	(Gaston & desJardins, 2005)	X		X	X		
4	(Barton & Allan, 2007)	X		X	X		
5	(Glinton, et al., 2008)	X		X	X		
6	(Rahwan & Jennings, 2008)			X			
7	(Barton & Allan, 2008)	X		X			
8	(Mérida-Campos, 2009)	X	X	X			
9	(Zhao, et al., 2009)	X		X			X
10	(Rahwan, et al., 2009)			X			
11	(Ramchurn, et al., 2010)			X		X	
12	(Michalak, et al., 2010)			X			
13	(Salazar, et al., 2011)	X		X			
14	(Génin & Aknine, 2011)			X			
15	(Hoelz & Ralha, 2012)			X			
16	(Ye, et al., 2013)	X		X	X		
17	(Yin & Li, 2013)	X		X			
18	(Hasan & Raja, 2013)	X		X			
19	(Jiang, et al., 2014)	X		X		X	
20	(Service, et al., 2014)		X	X			
21	(Bistaffa, et al., 2014)	X		X			

Tab. 5: Comparação entre os Domínios de Aplicação nas soluções analisadas.

2.2.2 Classes de Problemas na Cooperação por Coalizão

Essa dimensão classifica as soluções em relação ao conjunto de problemas computacionais, ou coleção de questões que um algoritmo está apto a resolver (Even, et al., 1984), em especial para casos que tratam da cooperação por coalizão. Esse quesito é essencial para a definição das propostas, pois define seus pressupostos iniciais. Identificamos as seguintes classes principais nas soluções examinadas: (i) formação de coalizões, (ii) organização da formação de coalizões – estática ou dinâmica, (iii) método para a formação de coalizões – centralizado ou distribuído, e (iv) restrições na formação de coalizões.

FC - Formação de Coalizões

Conforme já exposto, o principal problema computacional endereçado por esta pesquisa é a parceria do tipo coalizão (todas as soluções analisadas são desse tipo, como assinalado na Tab. 7), que organizam seus membros em agrupamentos para a execução de tarefas que exigem a cooperação. A coalizão, portanto, é uma forma importante de cooperação, na qual os sistemas melhoram seu desempenho, realizam suas tarefas, aumentam os seus benefícios e atingem objetivos individuais e/ou coletivos, garantindo estabilidade nas parcerias, pois não há incentivos para afastar-se da coalizão (Glinton, et al., 2008). Logo, nesse tipo de aliança, as decisões podem resultar em uma cooperação mutuamente benéfica e estável (Peleteiro, et al., 2012).

Segundo (Smirnova & Sheremetovb, 2012), (Wanyama, 2007) e (Klusck & Gerber, 2002), é possível identificar duas categorias principais de formação de coalizão, listadas a seguir.

- **FCBC–Formação de Coalizões Baseada na Complementaridade:** fundamentam-se no uso colaborativo e complementar das capacidades individuais dos agentes, pressupostos em geral como autônomos, de forma a aumentar as chances coletivas para atingir seus propósitos.
- **FCBU–Formação de Coalizões Baseada na Utilidade:** segue o princípio da *bellum omnium contra omnes* (guerra total), e é uma solução largamente preferida e estudada pela teoria dos jogos, onde é identificada e descrita formalmente como um jogo cooperativo, ou jogo de coalizão (Bachrach, et al., 2010). Modelos deste tipo lidam com dois tipos de tarefas inter-relacionadas: formação da estrutura de coalizão estável (CS – *Coalition Structure*) e com a distribuição dos ganhos entre os agentes, definidos como auto-interessados, ou egoístas. Este caso é tipicamente conhecido como problema de Geração de Estrutura de Coalizão (CSG – *Coalition Structure Generation*), que buscam a solução ótima, com algoritmos que

geralmente são centralizados e assumem que os agentes não têm autonomia na escolha por coalizões.

SRC - Separação de Recursos nas Coalizões

Dependendo do tipo de problema que é necessário resolver, é possível distinguir dois tipos distintos de distribuição de recursos no processo de formação de coalizão, como descrito a seguir.

- **FCSS–Formação de Coalizão Sem Sobreposição:** Segundo (Chalkiadakis, et al., 2010), na teoria dos jogos é usual considerar que o processo de formação de coalizão resulte ou em uma grande coalizão (que inclui todos os agentes), ou em uma estrutura de coalizão (CS – *Coalition Structure*), que particiona os agentes em conjuntos disjuntos. Dessa forma, um agente permanece comprometido em uma coalizão, não se envolvendo em outras, enquanto a tarefa (que sua atual parceria está concentrada em resolver) não estiver completa. É uma situação típica do problema de Geração de Estrutura de Coalizão (CSG – *Coalition Structure Generation*), na qual os agentes são em geral do tipo auto-interessado. Embora esta configuração seja natural em determinadas situações, ela pode não ser aplicável a outros casos. Por essa razão, há propostas de parcerias com sobreposição da distribuição de recursos dos agentes em diferentes coalizões, como detalhado na sequência.
- **FCCS–Formação de Coalizão Com Sobreposição:** ou *overlapping coalition formation* (OCF) é a proposta de (Chalkiadakis, et al., 2008) (Chalkiadakis, et al., 2010) para os jogos cooperativos com sobreposição de coalizão (*cooperative games with overlapping coalitions*), nos quais as tarefas são resolvidas por coalizões de agentes, e os recursos de um agente podem estar distribuídos em diferentes tarefas. Ou seja, o agente tem seus recursos separados entre as diferentes coalizões de que faz parte, o que configura a sobreposição de coalizões. Essa organização pode ser necessária para melhorar os resultados – como, por exemplo, em um e-commerce simples, onde os agentes representam indivíduos ou empresas virtuais, que precisam alocar seu capital em uma variedade de projetos (ou coalizões) simultaneamente.

OFC - Organização da Formação de Coalizões

Segundo (Smirnova & Sheremetovb, 2012) e (Klusch & Gerber, 2002), o tipo de organização de um sistema de coalizão é outra importante característica do processo de formação de coalizão, e pode ocorrer de duas formas, como apresentado a seguir.

- **OD–Organização Dinâmica:** os problemas de formação dinâmica de coalizões (*Dynamic Coalition Formation – DCF*) podem ser identificados em qualquer cenário e ambiente de cooperação nos quais os agentes entram e saem dos processos de formação de coalizão, e também quando o conjunto de tarefas que os agentes devem realizar é alterado dinamicamente – como, por exemplo, nas situações em que os agentes recebem novas tarefas continuamente. Cenários de cooperação onde há incertezas, limites de tempo, e utilidade baseada em contexto também podem ser considerados dinâmicos.
- **OE–Organização Estática:** um sistema de coalisção é definido pelas tarefas que ele pode realizar e pelos agentes que o compõem. Se esses parâmetros são definidos e não modificados durante a busca pela configuração ótima, o processo de formação de coalizão é dito estático. Muitas (senão a maioria) das soluções de formação de coalizão são baseadas na utilidade (FCBU na nossa classificação), modeladas como jogos de coalizão, onde um problema de geração da estrutura de coalisção (CSG) garante uma estrutura de coalizão (CS) estável devida à distribuição apropriada dos pagamentos ganhos da cooperação (Bachrach, et al., 2010). Dessa forma, as abordagens tradicionais de formação de coalizão são consideradas estáticas, pois não permitem qualquer tipo de interferência no processo de formação de coalizão em execução.

MFC - Método para a Formação de Coalizões

De acordo com (Smirnova & Sheremetovb, 2012), a principal diferença entre os métodos centralizado e distribuído para formação de coalizão é que no primeiro caso há um elemento centralizador, enquanto no segundo há a necessidade de negociação. Esses dois tipos de métodos estão detalhados a seguir.

- **FCC–Formação Centralizada de Coalizões:** Segundo (Michalak, et al., 2010) e (Smirnova & Sheremetovb, 2012), esse tipo de modelo pressupõem um elemento central que tem acesso a todas as possíveis coalizões e a seus valores, podendo encontrar uma solução ótima, que maximiza o bem-estar comum (*social welfare*). Também apresenta um ponto único de falha e um gargalo no desempenho, fato que reduz a eficiência e a robustez do sistema. Como esta abordagem lida com um grande número de possíveis soluções que devem ser examinadas, apresenta dificuldade para escalar, uma vez que o número de soluções a examinar cresce exponencialmente, em proporção ao total de agentes envolvidos. Geralmente, a centralização é a adotada por soluções baseadas na utilidade (FCBU, na nossa classificação), que lidam com a geração da estrutura de coalisção (CSG) e com a distribuição dos ganhos.

Segundo (Rahwan & Jennings, 2008), é possível identificar três categorias principais de métodos centralizados para formação de coalizão, que distinguem os algoritmos de CSG, apresentados a seguir. Os trabalhos analisados que adotaram a centralização estão marcados na Tab. 7.

- **CPD–Centralização com Programação Dinâmica:** (Rahwan & Jennings, 2008) a programação dinâmica é empregada para evitar avaliar cada estrutura de coalisção (CS). O problema de otimização é dividido em sub-problemas que podem ser resolvidos recursivamente, cujos resultados são combinados para resolver o problema original. Garante a solução ótima, e não permite soluções sub-ótimas do tipo *anytime* que evitariam o tempo demasiadamente grande para encontrar a solução ótima. Logo, com a programação dinâmica, o tempo dos agentes para resolver suas tarefas pode ser excedido.
 - **CH–Centralização com Heurísticas:** (Sen & Dutta, 2000) retorna soluções sub-ótimas, com relativa velocidade, podendo escalar a medida que os agentes aumentam. Contudo, não garante a solução ótima.
 - **CAA–Centralização com Algoritmos *Anytime*:** (Rahwan, et al., 2009) inicialmente, gera uma solução que está dentro de um limite da solução ótima. Esse resultado pode ser aprimorado pela avaliação de mais subespaços de busca, cuja progressão conduz a melhores limites até alcançar uma solução ótima.
- **FDC–Formação Distribuída de Coalizões:** Nestas soluções, a organização das ações dos agentes baseia-se em informação local, descentralizada e incompleta. Este tipo de solução é considerada mais interessante, pois evita um ponto único de falha (Parker, 2013). (Michalak, et al., 2010) acrescenta que a carga computacional é dividida entre agentes, o que aumenta a robustez e tende a diminuir o tempo de processamento – embora deixe a comunicação entre agentes sobrecarregada. (Smirnova & Sheremetovb, 2012) ainda acrescenta que, geralmente, as soluções distribuídas envolvem a negociação entre agentes autônomos. Os trabalhos analisados que adotaram a distribuição estão apresentados na Tab. 7.

RFC - Restrições na Formação de Coalizões

Em aplicações de mundo real, a sinergia esparsa entre agentes pode restringir a formação de algumas coalizões. As restrições geralmente são encontradas nos processos de formação de coalizão baseada na complementaridade (FCBC, na nossa classificação). Com base em (Bistaffa,

et al., 2014), é possível identificar algumas dessas restrições, listadas a seguir. Os trabalhos analisados que adotaram alguma restrição estão apresentados na Tab. 7.

- **RRC–Restrições por Confiança:** as parcerias para cooperação ocorrem entre parceiros preferenciais, com melhor reputação.
- **RLF–Restrições por Limites de Espaço / Tempo:** a distância física e/ou limitações de prazos determinam quando é possível haver parcerias para cooperação.
- **RIC–Restrições por Infraestrutura de Comunicação:** a interação entre indivíduos, que promove a parceria para cooperação, é restrita por uma rede de relacionamentos. Nesse caso, também é possível classificar a rede em questão, como apresentado a seguir.
 - **RE–Rede Estática:** nessas soluções, a topologia da rede, que modela as conexões entre agentes, não se altera durante a formação de agrupamentos, contudo pode influenciar o desempenho do sistema. No trabalho de (Mérida-Campos, 2009), por exemplo, a rede social capturou a visão ou limitações computacionais dos agentes em sistemas de larga escala, mapeando negociações nas quais os agentes exploraram dados incompletos (locais) durante o processo de formação de coalizões.
 - **RD–Rede Dinâmica:** a topologia da rede é alterada para favorecer as melhores parcerias, refletindo a evolução e a dinâmica existentes nas redes de relacionamentos. Segundo (Gaston & desJardins, 2005), a topologia de interação em um sistema multi-agente propicia ou restringe a eficiência da organização e motiva a necessidade por adaptação, visando o melhor desempenho. Também designa o termo AON (*Agent Organized Network*, ou rede organizada de agentes) para uma estrutura, ou uma topologia de interação agente-agente, resultante de decisões locais de religação (adaptação), feitas por agentes individuais em rede.
 - **RC–Rede Complexa:** determinadas redes têm características topológicas de redes complexas, que podem ser do tipo aleatório, de mundo pequeno ou livre de escala.

A Tab. 6 a seguir apresenta um resumo das Classes de Problemas identificadas. Na Tab. 7, é feita uma comparação conceitual entre as soluções analisadas, em relação às Classes de Problemas, que auxilia a perceber o emprego desta dimensão, bem como estruturar a taxonomia proposta.

Classes de Problemas			
FC	Formação de Coalizões		
	FCBC	Formação de Coalizões Baseada na Complementaridade	
	FCBU	Formação de Coalizões Baseada na Utilidade	
SRC	Separação de Recursos nas Coalizões		
	FCSS	Formação de Coalizão Sem Sobreposição	
	FCCS	Formação de Coalizão Com Sobreposição	
OFC	Organização da Formação de Coalizões		
	OD	Organização Dinâmica	
	OE	Organização Estática	
MFC	Método para a Formação de Coalizões		
	FCC	Formação Centralizada de Coalizões	
		CPD	Centralização com Programação Dinâmica
		CH	Centralização com Heurísticas
		CAA	Centralização com Algoritmos <i>Anytime</i>
FDC	Formação Distribuída de Coalizões		
RFC	Restrições na Formação de Coalizões		
	RC	Restrições por Confiança	
	RET	Restrições por Limites de Espaço / Tempo	
	RIC	Restrições por Infraestrutura de Comunicação	
		RE	Rede Estática
		RD	Rede Dinâmica
		RC	Rede Complexa

Tab. 6: Lista das Classes de Problemas identificadas.

Solução		Classes de Problemas										
		SRC		FC		OFC		MFC		RFC		
		FCSS	FCCS	FCBC	FCBU	OE	OD	FCC	FDC	RC	RET	RIC
1	(Shehory & Kraus, 1998)	X	X		X	X			X			
2	(Sen & Dutta, 2000)	X			X	X		X				
3	(Gaston & desJardins, 2005)	X		X			X		X			X
4	(Barton & Allan, 2007)	X		X			X		X			X
5	(Glinton, et al., 2008)	X		X			X		X			X
6	(Rahwan & Jennings, 2008)	X			X	X		X				
7	(Barton & Allan, 2008)	X		X			X		X			X
8	(Mérida-Campos, 2009)	X		X			X		X			X
9	(Zhao, et al., 2009)	X		X			X		X			X
10	(Rahwan, et al., 2009)	X			X	X		X				
11	(Ramchurn, et al., 2010)	X		X			X	X			X	
12	(Michalak, et al., 2010)	X			X		X		X			X
13	(Salazar, et al., 2011)	X		X			X	X	X			X
14	(Génin & Aknine, 2011)	X			X	X			X			
15	(Hoelz & Ralha, 2012)	X		X			X	X	X	X		
16	(Ye, et al., 2013)	X		X			X		X			X
17	(Yin & Li, 2013)	X		X			X		X	X		X
18	(Hasan & Raja, 2013)	X		X			X		X			X
19	(Jiang, et al., 2014)	X		X			X	X			X	
20	(Service, et al., 2014)	X		X			X	X				
21	(Bistaffa, et al., 2014)	X			X	X		X		X		X

Tab. 7: Comparação entre as Classes de Problemas nas soluções analisadas.

2.2.3 Tipos de Agentes

Dimensão que identifica os diferentes modelos de agentes adotados nas soluções estudadas. Entre os subtipos classificados, estão os agentes: (i) homogêneos, (ii) heterogêneos, (iii) auto-interessados, e (iv) altruístas, descritos a seguir.

HM - Homogêneos

O agente possui uma ou mais habilidades com o mesmo nível de expertise. Nos trabalhos cujos agentes foram modelados como homogêneos, cada um possuía apenas uma habilidade, de um total de habilidades existentes no sistema. As soluções onde a abordagem homogênea foi identificada estão presentes na Tab. 9.

HT - Heterogêneos

Neste caso, o agente tem diferentes níveis de expertise em diferentes habilidades. Nos trabalhos analisados, cada agente possuía um conjunto de capacidades, com grau de expertise variando entre 0 e 1. (Mérida-Campos, 2009) também identifica um agente como *especializado* (ou *competitivo*) se tiver uma distribuição heterogênea (desvio padrão alto) de habilidades. O seu oposto é o agente é *versátil*, que possui uma distribuição homogênea de habilidades e pode atuar na maioria das habilidades definidas. Os trabalhos que utilizaram esse modelo de agentes heterogêneos estão marcados na Tab. 9.

AI - Auto-interessados

Agentes auto-interessados, ou agentes egoístas, formam coalizões para maximizar seus próprios ganhos. Nesse caso, os agentes podem declinar de soluções globalmente interessantes que não apresentam os melhores ganhos individuais (Elkind, et al., 2013). As parcerias estruturadas como coalizões oportunizam o comportamento auto-interessado, em que os agentes são orientados pelas suas próprias recompensas. Em geral, esse é um tipo de solução encontrada onde há problemas do tipo CSG. Esse modelo foi adotado nas soluções apresentadas na Tab. 9.

AL - Altruístas

Oposto de auto-interessados, os agentes cooperativos visam aumentar o desempenho coletivo, pois compartilham um conjunto de metas (Elkind, et al., 2013). É um modelo que foi adotado pelas soluções marcadas da Tab. 9.

A Tab. 8 a seguir apresenta um resumo dos Tipos de Agentes identificados. Na Tab. 9, é feita uma comparação conceitual entre as soluções analisadas, em relação aos Tipos de Agentes, que auxilia a perceber o emprego desta dimensão, bem como estruturar a taxonomia proposta.

Tipos de agentes	
HM	Homogêneos
HT	Heterogêneos
AI	Auto-interessados
AL	Altruístas

Tab. 8: Lista dos Tipos de Agentes identificados.

Solução		Tipos de Agentes			
		HM	HT	AI	AL
1	(Shehory & Kraus, 1998)		X	X	
2	(Sen & Dutta, 2000)			X	
3	(Gaston & desJardins, 2005)	X			X
4	(Barton & Allan, 2007)	X		X	
5	(Glinton, et al., 2008)		X		X
6	(Rahwan & Jennings, 2008)	X		X	
7	(Barton & Allan, 2008)	X		X	
8	(Mérida-Campos, 2009)		X	X	
9	(Zhao, et al., 2009)		X	X	
10	(Rahwan, et al., 2009)	X		X	
11	(Ramchurn, et al., 2010)	X			X
12	(Michalak, et al., 2010)	X		X	
13	(Salazar, et al., 2011)	X		X	
14	(Génin & Aknine, 2011)	X		X	
15	(Hoelz & Ralha, 2012)		X	X	
16	(Ye, et al., 2013)	X		X	
17	(Yin & Li, 2013)	X		X	
18	(Hasan & Raja, 2013)	X		X	
19	(Jiang, et al., 2014)	X			X
20	(Service, et al., 2014)	X		X	
21	(Bistaffa, et al., 2014)			X	

Tab. 9: Comparação entre os Tipos de Agentes nas soluções analisadas.

2.2.4 Tipos de Tarefas

Dimensão que classifica os tipos de tarefas apresentadas à população de agentes, que representam os problemas complexos a serem resolvidos. Nas abordagens analisadas, as tarefas não sofreram alteração após sua criação (enquanto válidas), podendo ainda ser dos seguintes subtipos: (i) compostas de subtarefas, (ii) dinâmicas, (iii) estáticas, (iv) e definidas por restrições. Uma descrição de cada subtipo é fornecida a seguir.

TS - Tarefas Compostas de Subtarefas

Cada tarefa é definida por um conjunto de habilidades, ou subtarefas que devem ser executadas por recursos com determinadas competências, devendo ser alocada e resolvida por uma parceria de agentes em coalizão. Em geral, não são alteradas após sua criação. Essa abordagem foi adotada pela grande maioria das soluções, como apresentado na Tab. 11.

TD - Tarefas Dinâmicas

Neste modelo, novas tarefas são criadas e apresentadas contínua e globalmente à população de agentes, em intervalos periódicos ou randômicos. Portanto, o conjunto de tarefas que os agentes devem realizar é alterado dinamicamente. As tarefas também podem ser válidas por tempo pré-determinado, após o qual expiram, mesmo que ainda não tenham sido resolvidas. Entende-se que tais tarefas são encontradas em processos de formação de coalizão considerados dinâmicos. As soluções que adotaram esse modelo são apresentadas na Tab. 11.

TE - Tarefas Estáticas

Neste caso, um conjunto fixo de tarefas é apresentado à comunidade de agentes, definido no momento inicial do sistema. As tarefas, em geral, não expiram, e são encontradas em processos de formação de coalizão considerados estáticos, envolvidos em problemas de CSG. As soluções que adotaram esse modelo estão marcadas com um “x” na Tab. 11.

TL – Tarefas com Restrições

Em algumas situações, as tarefas são definidas por determinadas restrições, como quando há delimitação por prazos de execução e localização no espaço físico.

A Tab. 10, na sequência, apresenta um resumo dos Tipos de Tarefas identificados. Na Tab. 11, é feita uma comparação conceitual entre as soluções analisadas, em relação aos Tipos de Tarefas, que auxilia a perceber o emprego desta dimensão, bem como estruturar a taxonomia proposta.

Tipos de Tarefas	
TS	Tarefas compostas de Subtarefas
TD	Tarefas Dinâmicas
TE	Tarefas Estáticas
TR	Tarefas com Restrições

Tab. 10: Lista dos Tipos de Tarefas identificados.

Solução		Tipos de Tarefas			
		TS	TD	TE	TR
1	(Shehory & Kraus, 1998)	X		X	
2	(Sen & Dutta, 2000)			X	
3	(Gaston & desJardins, 2005)	X	X		
4	(Barton & Allan, 2007)	X	X		
5	(Glinton, et al., 2008)	X	X		
6	(Rahwan & Jennings, 2008)	X			
7	(Barton & Allan, 2008)	X	X		
8	(Mérida-Campos, 2009)	X	X		
9	(Zhao, et al., 2009)	X		X	
10	(Rahwan, et al., 2009)			X	
11	(Ramchurn, et al., 2010)	X		X	X
12	(Michalak, et al., 2010)			X	
13	(Salazar, et al., 2011)			X	
14	(Génin & Aknine, 2011)			X	
15	(Hoelz & Ralha, 2012)	X	X		
16	(Ye, et al., 2013)	X	X		
17	(Yin & Li, 2013)	X	X		
18	(Hasan & Raja, 2013)				
19	(Jiang, et al., 2014)	X		X	X
20	(Service, et al., 2014)	X	X		
21	(Bistaffa, et al., 2014)			X	

Tab. 11: Comparação entre os Tipos de Tarefas nas soluções analisadas.

2.2.5 Tipos de Funções de Utilidade

Segundo (Wooldridge, 2009), uma utilidade é um valor numérico que representa o “quão bom” está um estado: quanto maior a utilidade, melhor. Essa dimensão classifica a atuação do agente, em relação à sua utilidade, individual ou global, detalhadas a seguir.

UC - Utilidade Local

Este indicador mede o esforço agregado dos agentes em uma coalizão, calculado para aferir o quão bem estão os agentes nesta parceria. É um critério importante no processo de formação de coalizões, que pode ser expresso como a seleção da estrutura de coalizão que maximiza a utilidade no ambiente em questão (Mérida-Campos, 2009).

UG - Utilidade Global

Indica o quão efetiva uma organização (comunidade de agentes) é na formação de parcerias para executar tarefas (parcerias que são bem sucedidas no trabalho cooperativo). Em geral, a utilidade

global mede o esforço total acumulado das coalizões no sistema como um todo. Em geral, é computada como a soma das utilidades das parcerias bem sucedidas.

A Tab. 12 a seguir apresenta um resumo dos Tipos de Funções de Utilidade identificados. Na Tab. 13, é feita uma comparação conceitual entre as soluções analisadas, em relação aos Tipos de Funções de Utilidade, que auxilia a perceber o emprego desta dimensão, bem como estruturar a taxonomia proposta.

Tipo de Funções de Utilidade	
UL	Utilidade Local
UG	Utilidade Global

Tab. 12: Lista dos Tipos de Funções de Utilidade identificados.

Solução		Tipos de Funções de Utilidade	
		UG	UL
1	(Shehory & Kraus, 1998)	X	X
2	(Sen & Dutta, 2000)	X	
3	(Gaston & desJardins, 2005)		X
4	(Barton & Allan, 2007)		X
5	(Glinton, et al., 2008)	X	X
6	(Rahwan & Jennings, 2008)	X	X
7	(Barton & Allan, 2008)		X
8	(Mérida-Campos, 2009)	X	X
9	(Zhao, et al., 2009)	X	
10	(Rahwan, et al., 2009)	X	X
11	(Ramchurn, et al., 2010)		X
12	(Michalak, et al., 2010)	X	X
13	(Salazar, et al., 2011)	X	X
14	(Génin & Aknine, 2011)	X	
15	(Hoelz & Ralha, 2012)	X	
16	(Ye, et al., 2013)	X	X
17	(Yin & Li, 2013)	X	X
18	(Hasan & Raja, 2013)	X	X
19	(Jiang, et al., 2014)		X
20	(Service, et al., 2014)	X	X
21	(Bistaffa, et al., 2014)		X

Tab. 13: Comparação entre os Tipos de Funções de Utilidade nas soluções analisadas.

2.3 Modelos para Formação de Coalizões

Existem muitas referências na literatura que tratam da formação de coalizão para a resolução de problemas complexos. Como já exposto na seção anterior, foram selecionadas determinadas soluções que abordam a coalizão entre agentes, com foco nas dimensões endereçadas nesta pesquisa, tais como: domínio de aplicação, tipos de problemas computacionais, de tarefas, de agentes, e de utilidade. Tal levantamento permitiu a comparação conceitual entre as soluções analisadas, e também a normalização de conceitos para nomeação e identificação. Esta identificação tem como meta ser extensa o suficiente para compor uma taxonomia de classificação útil a futuras pesquisas, especificamente as voltadas para a área de agentes em comunidade que formam parcerias do tipo coalizão. A estrutura taxonômica proposta é exposta na seção 2.4 deste documento.

Contudo, antes de evidenciar a taxonomia proposta, a presente seção relaciona, para os modelos analisados, as diferentes estratégias adotadas na formação de coalizões para otimização de desempenho. Nesta classificação, as estratégias de cada modelo estão dispostas em duas categorias principais: (i) formação de coalizão sem adaptação de rede e (ii) formação de coalizão com adaptação de rede. Esta separação pretende evidenciar as características presentes nos modelos de formação de coalizão com adaptação de rede, que é foco da presente pesquisa, além de apontar as alternativas utilizadas à adaptação da rede. As estratégias e heurísticas, organizadas nessas duas categorias, estão exibidas na sequência.

2.3.1 Formação de Coalizão sem Adaptação de Rede

Nesses modelos, não há a adaptação da estrutura subjacente de rede, que em muitos casos não é sequer considerada na estratégia que busca a otimização do desempenho. De acordo com (Hoelz & Ralha, 2012), para formar coalizões, os agentes pesam os riscos e benefícios de buscar por novas parcerias ou de repetir parcerias conhecidas. Tal ponderação considera que o valor que pode ser obtido em cada coalizão deve ser maximizado, sendo que, quanto melhor qualificados os agentes para determinada tarefa, maior o valor da sua coalizão (Mérida-Campos, 2009). Esse valor, portanto, permite identificar as melhores parcerias e quais agentes podem ser substituídos na coalizão, visando a maximização de ganhos. Quando não há a adaptação da rede, de modo geral, tem-se um conjunto fixo de tarefas, que devem ser resolvidas pelas parceiras que proporcionam os maiores ganhos (maior valor da coalizão), em uma população também de

tamanho fixo. O problema pode então encontrar uma solução ótima, dada por uma estrutura de coalizção (CS – *Coalition Structure*), obtida em um processo centralizado e estático.

Contudo, também é possível existir um conjunto dinâmico de tarefas e/ou agentes e, nesses casos, as melhores parcerias, em geral, são obtidas em um processo distribuído e dinâmico, onde a adaptação das coalizções ocorre de acordo com critérios pertinentes ao domínio de aplicação em questão.

As estratégias das soluções analisadas que não adaptam, ou não consideram, sua infraestrutura de rede subjacente estão listadas na sequência.

Request for Proposal

Esta estratégia é abordada em (Méri-da-Campos, 2009) e trata da negociação de bens ou tarefas entre múltiplos envolvidos, conduzida por um protocolo RFP (*Request For Proposal*, ou requisição por proposta). Nela, uma entidade submete um convite (RFP) para que provedores de produtos ou serviços se ofereçam para provê-los (licitação). No mundo real, tais requisições são tratadas por grupos (ou consórcios) de agentes (coalizções), que combinam suas habilidades para atender a uma requisição de forma eficiente. Ao longo do tempo, a requisições podem se repetir ou alterar suas características, forçando os agentes a adaptar suas ofertas e consórcios, gerando competição entre os grupos – alterados dinamicamente dentro da comunidade. A rede social reflete as limitações computacionais, pois provê uma topologia de comunicação subjacente em sistemas de larga escala, e é utilizada para verificar como sua topologia, que se mantém fixa, influencia o sistema.

Os agentes do modelo podem ser *especializados* (alta *competitividade*, com distribuição heterogênea de habilidades), ou *competitivos* (versáteis, com distribuição homogênea de habilidades). Cada agente participa apenas de uma única coalizção, cuja utilidade, ou valor, representa o esforço agregado dos seus membros. Quanto mais agentes altamente qualificados em uma coalizção, maior o seu valor. Esse valor também permite identificar que agentes podem ser substituídos na coalizção.

Lista de Prioridades

Esta é a estratégia adotada no trabalho de (Zhao, et al., 2009), que modela a influência da rede na identificação de projetos colaborativos e na formação de coalizções para coordenação de ONGs de Ajuda Humanitária. Os agentes representam ONGs que variam em tamanho, meta organizacional, recursos disponíveis e relacionamentos em rede. Cada agente, ou ONG, tem uma

lista de tarefas a realizar, que consiste da relação de projetos potenciais em que gostariam de receber colaboração. Durante as interações, os agentes avaliam as propostas recebidas de projetos colaborativos baseados na convergência entre as metas dos projetos e suas metas individuais, nos custos, benefícios e viabilidade dos projetos, etc. Devido à heterogeneidade dos agentes, o mesmo projeto recebe diferentes avaliações. A cada nova avaliação, os agentes refazem a ordem de prioridade das suas *to-do lists* de projetos potenciais. Após várias rodadas de interação entre agentes em rede, um projeto colaborativo pode emergir, desde que seja suportado por um número mínimo de agentes que consigam prover todos os recursos requeridos pelo projeto – condição que permite formar uma coalizão para o projeto.

Algoritmos Anytime

Esta é uma estratégia centralizada adotada no trabalho de (Rahwan, et al., 2009), que aborda o problema da geração da estrutura de coalizão (CS – *Coalition Structure*). Na busca pela solução ótima, o valor de cada coalizão potencial é calculado para indicar quão benéfica essa coalizão pode ser. Esse tipo de problema é muito desafiador, devido ao grande número de possíveis soluções que precisam ser examinadas – valor que cresce exponencialmente com relação ao total de agentes envolvidos. Para contornar essa questão, o trabalho propõe um algoritmo *anytime*⁸ que particiona o espaço de busca em estruturas de coalizão (CS) similares em relação à partição inteira⁹ do total de agentes. O algoritmo investiga então a entrada da CS (valor de cada coalizão da CS, dado por sua função característica, em um processo centralizado que considera a contribuição de cada agente na coalizão), para definir os valores limite mínimo e máximo de cada subespaço. Assim, é possível encontrar subespaços que não correspondem a partições, que são eliminados. O algoritmo, por fim, faz uma busca eficiente através dos espaços

⁸ Um algoritmo *anytime* pode retornar uma solução válida do problema, mesmo quando interrompido em qualquer momento antes do seu fim. Neste caso, a qualidade do resultado aumenta proporcionalmente com o aumento do tempo computacional gasto pelo algoritmo, oferecendo uma compensação entre o consumo de recursos e a qualidade dos resultados (Zilberstein & Russell, 1995)

⁹ Partição inteira é o número de partições, ou divisões, de um total inteiro n de agentes. Uma partição de um número não negativo n é representada como uma soma de inteiros positivos, sendo a ordem da soma irrelevante (Andrews & Eriksson, 2004).

remanescentes, utilizando uma técnica de *branch-and-bound*¹⁰ (enumerar e podar) para evitar examinar todas as soluções nos subespaços de busca. Dessa forma, o trabalho afirma ser possível obter estruturas de coalizão eficientes, evitando soluções inválidas e redundâncias. Uma das inovações dessa proposta consiste em trabalhar com subespaços menores e disjuntos que podem ser explorados de modo independente para encontrar soluções ótimas.

O trabalho de (Shehory & Kraus, 1998) também propõe uma estratégia que utiliza algoritmos *anytime*, em ambientes não superaditivos¹¹, onde são considerados casos em que há dependência entre as tarefas, devido à competição por recursos ou a uma ordem de precedência de execução. Sua proposta distribuída também considera que a formação de coalizões pode ocorrer com ou sem sobreposição de recursos (*set partitioning* e *set covering* respectivamente), atingindo resultados próximos aos da solução ótima.

O trabalho de (Bistaffa, et al., 2014) considera o problema de geração de estrutura de coalizão (CSG), onde restrições de comunicação, relações sociais ou de confiança devem ser levadas em conta ao formar coalizões. Sua abordagem também propõe um algoritmo *anytime* para a geração da estrutura de coalizão em gráficos de sinergia, chamado CFSS (*Coalition Formation with Sparse Synergies*), que fornece soluções com garantias de qualidade e com escala (testes com mais de 2700 agentes). Sua velocidade de resolução é possível devido a uma classe geral de funções características, as funções $m + a$ (*monotonic-antimonotonic*). Adicionalmente, sua representação do espaço de busca permite que o CFSS possa ser paralelizado, explorando assim as modernas arquiteturas *multi-core*.

Algoritmo Anytime Distribuído

A proposta de (Michalak, et al., 2010) propõe o primeiro algoritmo *anytime* descentralizado para resolver o problema de CSG. Nele, os cálculos são distribuídos entre os agentes, em vez de serem realizados centralmente. Desta forma, a pesquisa pela solução ótima pode ser realizada mais rapidamente e de forma robusta, e a carga computacional é dividida igualmente entre os agentes. Novas regras de filtragem também reduzem significativamente os requisitos de

¹⁰ *Branch-and-bound* é um algoritmo para encontrar soluções ótimas, no qual é feita uma enumeração das soluções candidatas e os conjuntos de candidatas consideradas infrutíferas são descartados utilizando os limites superior e inferior de um valor otimizado (Hillier & Lieberman, 2005).

¹¹ Da teoria dos jogos, quando um jogo é dito superaditivo, a junção de forças sempre é lucrativa para dois grupos de jogadores (Elkind, et al., 2013).

comunicação desta abordagem descentralizada, e podem ser incorporadas em outras abordagens similares.

Algoritmo Genético

A proposta de (Sen & Dutta, 2000) usa um algoritmo genético baseado em ordem (OBGA – *Order-Based Genetic Algorithm*) como um processo estocástico de busca para identificar a estrutura de coalizão (CS – *Coalition Structure*) ótima. Em comparação com algoritmos determinísticos da literatura, a proposta baseada em OBGA – embora não garanta desempenho – apresentou predominância em relação aos algoritmos deterministas em um número significativo de problemas. Os autores ainda apontam como vantagens adicionais do OBGA sua escalabilidade e seu desempenho em casos em que uma coalizão depende de outras coalizões no ambiente.

Algoritmo Dynamic Programming

Algoritmos de programação dinâmica, ou DP (*Dynamic Programming algorithms*), visam a resolução do problema de geração de estrutura de coalizão (CSG), cuja principal vantagem é que, dados n agentes, a solução ideal é encontrada em um tempo de $O(3n)$. Neste caso, o problema de otimização é dividido em sub-problemas que podem ser resolvidos recursivamente, cujos resultados são combinados para resolver o problema original. No entanto, este algoritmo apenas encontra uma solução quando completa sua execução. Para contornar este problema, a proposta de (Rahwan & Jennings, 2008) propõe um DP melhorado, o algoritmo IDP (*Improved Dynamic Programming algorithm*) que, segundo os autores, provou alcançar o desempenho esperado (solução ótima) com menos operações e menor utilização de memória.

Formação de Coalizões com Restrições Espaciais e Temporais

Basicamente, esta estratégia adotada por (Ramchurn, et al., 2010) define quais parcerias são viáveis em um cenário de desastre, no qual é preciso organizar socorristas e robôs para assumir os encargos de diferentes tarefas. O problema aumenta quando se considera que diferentes coalizões executam tarefas com diferentes graus de eficiência. Logo, é preciso avaliar qual é a melhor coalizão para determinada tarefa, que também define restrições de localização e de tempo para sua execução. Para abordar este tipo de situação, o trabalho define o CFSTP (*Coalition Formation with Spatial and Temporal Constrains*), ou modelo de Formação de Coalizão com Restrições Espaciais e Temporais. A proposta, além de encontrar o melhor caminho (restrições

físicas) para robôs, também considera as habilidades das equipes, a quantidade de trabalho necessária (*workload*) e as restrições de tempo para executar as tarefas – prazo de finalização (*deadline*). Dadas tais restrições, o objetivo da proposta é programar (*schedule*) os agentes para as tarefas, a fim de maximizar a quantidade de tarefas completadas. Para isso, o sistema trabalha com o processo iterativo, no qual: (i) define que tarefas podem ser alcançadas, atendendo aos seus *deadlines*, e por quais agentes; (ii) define que coalizão de agentes deve ser alocada para uma dada tarefa; (iii) define que tarefas atender primeiro; e (iv) repete os procedimentos, assumindo que os agentes começam do ponto em que terminaram sua tarefa anterior, até que todas as tarefas tenham sido alocadas. De todas as alocações possíveis de agentes para as tarefas existentes, o sistema escolhe, em um processo centralizado, uma alocação e um horizonte de tempo que acomodem eficientemente todas as coalizões viáveis no período considerado.

Modelo de Tributação

Esta é a estratégia adotada em (Salazar, et al., 2011) para prevenir dilemas sociais e promover a cooperação, onde as interações dos agentes são modeladas como um jogo de Dilema do Prisioneiro Iterado (*Iterated Prisoner Dilemma – IPD*). Nele, dois indivíduos decidem cooperar ou trair, sem saber qual ação o outro irá realizar (Peleteiro, et al., 2012). A recompensa individual depende simultaneamente da ação do próprio agente e da de seu oponente. A abordagem de (Salazar, et al., 2011) estende o modelo de (Axelrod, 1997), no qual é proposto um modelo de tributação / taxas, projetado para topologias de grade, onde a cooperação é alcançada quando os agentes formam coalizões em torno de algum líder emergente. Para manter sua coalizão, os líderes cobram taxas de seus agentes, em favor de algum benefício (e. g. garantia de cooperação, proteção contra trapaceiros, ...), em um processo conhecido de balanceamento entre benefícios *vs.* custos. A extensão proposta por Salazar et. al. (2011) também considera esse modelo de tributação, só que projetado para topologias de redes complexas, mais compatíveis com as características topológicas encontradas no mundo real, tais como nas redes sociais. As redes complexas consideradas foram: de mundo pequeno (os nodos têm uma pequena vizinhança, contudo é possível atingir qualquer outro nodo em poucos passos) e livre de escala (contém poucos hubs e demais nodos com baixo grau de conexão). Nestas redes, as ações dos agentes em torno de um líder provocaram uma única super-coalizão emergente e sustentável, com baixo custo de cooperação. Essa abordagem destaca a dificuldade de lidar com a cooperação e coordenação entre agentes auto-interessados, que muitas vezes são prejudicadas por dilemas sociais (Hogg, 1995): benefício individual (curto prazo) *vs.* benefício coletivo (longo prazo).

Dessa forma, o trabalho acentua a forte influência da topologia da rede social na coalizão emergente, uma vez que as decisões sociais resultam em cooperação mutuamente benéfica que se mantém ao longo do tempo (estabilidade do sistema), resultando em uma cooperação completa e rentável.

Otimização de Pareto

A estratégia adotada no trabalho de (Génin & Aknine, 2011) trata do problema da formação de coalizão em jogos hedônicos¹², nos quais os agentes escolhem as coalizões que participarão, investigando as propostas dos outros agentes, sempre procurando maximizar suas próprias utilidades. São dotados de diferentes estratégias comportamentais para procurar por parceiros apropriados e melhor avaliar as propostas dos outros agentes. Contudo, quando os agentes são auto-interessados e livres para decidir qual estratégia utilizar, nem sempre é possível obter as melhores soluções coletivas. Dessa forma, o trabalho estuda quais restrições podem ser forçadas para garantir que a solução final atenda a certas propriedades, ou seja, que estrutura de coalizão (CS), uma partição do conjunto de agentes, atenda à otimização de Pareto (não há outro resultado que deixe todos os agentes tão bem e pelo menos um agente muito melhor).

Confiança / Recomendação

A estratégia adotada no trabalho de Hoelz e Gralha (2012) propõe que os agentes formem coalizões com autonomia, para interagir e se organizar livremente em um ambiente orientado a serviço, baseados em confiança e reputação. À medida que interagem, os agentes estabelecem confiança em parceiros, o que permite formar coalizões estáveis. Com isso, há redução de riscos de cooperação e aumento da utilidade. Eles também podem expandir sua rede pela exploração de novas parcerias baseadas na reputação de agentes desconhecidos, porém recomendados. Dessa forma, cada agente deve ser capaz de avaliar a confiança por si mesmo. O modelo suporta confiança baseada tanto na experiência (iterações diretas) quanto nas recomendações. Cada agente deve gerenciar as seguintes políticas: pré-disposição para confiança; manutenção da confiança; recência da confiança (considera o decaimento temporal da confiança); e verificação da reputação. Um Serviço de Formação de Coalizão (CFS, ou *Coalition Formation Service*)

¹² Jogos hedônicos são jogos de coalizão nos quais as preferências do jogador por uma coalizão dependem da composição da coalizão, o que define uma ordem de preferência dos agentes por coalizões. São classificados com um tipo especial de *NTU Cooperative Games* (Bogomolnaia & Jackson, 1998) (Elkind, et al., 2013).

centralizado é utilizado pelos agentes para iniciar as coalizões na ausência de informação de confiança. Para prover flexibilidade, os agentes devem reagir aos resultados de suas interações e das alterações de ambiente (falhas, novos agentes, e alteração na demanda por serviços). Essas decisões, que consideraram a confiança (direta ou por recomendação), são baseadas na simulação de *annealing*¹³, usada por um agente para decidir se forma uma coalizão ou recorre ao CFS.

Grau de Envolvimento

A estratégia adotada no trabalho de (Ye, et al., 2013) propõe um modelo denominado de SACF (*Self Adaption Coalition Formation*, ou Formação de Coalizão Baseada em Auto-adaptação), no qual os agentes podem se unir a mais de uma coalizão (apenas agentes conectados em rede, direta ou indiretamente, podem se agrupar), ajustando o grau de envolvimento nessas diferentes coalizões via negociação. Nesse caso, os acordos são temporários (seu cancelamento não é penalizado), pois a coalizão ainda não reuniu todos os recursos necessários para ser executada. Apenas acordos finais não podem ser revogados. Logo, a adaptação ocorre no grau de envolvimento do agente na coalizão

Para promover a formação de coalizões, um conjunto de partições é criado e um agente iniciador atua procurando por parceiros na sua vizinhança social alcançável, dentro de uma determinada partição. Um protocolo de negociação ajusta o grau de envolvimento dos agentes nas diferentes coalizões, que representa o custo para o agente completar a tarefa e é definido por um contrato no processo de negociação para a formação da coalizão. Quanto maior este valor, mais envolvido na coalizão o agente está.

Em resumo, o diferencial do trabalho de Ye e colaboradores (2013) é permitir que os agentes pertençam a mais de uma coalizão, enquanto há negociações e a tarefa ainda não começou a ser executada.

Relacionamento de Confiança Fuzzy

A estratégia de formação de coalizão adotada por (Yin & Li, 2013) é baseada em relacionamentos de confiança. Quando é organizada uma nova coalizão, os agentes auto-

¹³ Na metalurgia, *annealing*, recozimento ou arrefecimento, é o tratamento térmico dado a metais para aumentar sua flexibilidade (*ductility*) e torná-lo mais fácil de trabalhar, otimizado em um estado de “temperatura efetiva”. Este conceito é usado como analogia em sistemas que buscam a otimização pela exploração do espaço de soluções até a obtenção da solução efetiva (Kirkpatrick, Gelatt, & Vecchi, 1983), e é conhecido como têmpera simulada ou recozimento simulado.

interessados procuram pela (i) confiabilidade proveniente das interações passadas e (ii) pelas semelhanças entre os recursos requeridos pelas as tarefas atuais e passadas. Esses dois tipos de relacionamentos são considerados conceitos ambíguos, portanto denotados como relações do tipo *fuzzy*. Sua combinação serve como uma predição de confiança para uma nova tarefa apresentada. As avaliações de confiança consideram experiências diretas e indiretas, e cada agente guarda o desempenho de seus parceiros, provenientes de coalizões para tarefas específicas. Os autores verificaram que esta estratégia de formação de coalizão, com parceiros de confiança preferenciais, tem melhor desempenho que mecanismos de escolha aleatórios.

Processo de Decisão de Markov

A estratégia do algoritmo de formação de coalizão de (Jiang, et al., 2014) é modelada como um processo de decisão de Markov Multi-Agente (*Multi-Agent Markov Decision Process – MMDP*) para coordenar a divisão de trabalho. O trabalho, nesse caso, consiste em investigar um acordo feito por interações entre um agente de suporte de planejamento e uma coalizão de humanos, criado através de um jogo de realidade mista (*mixed-reality game*). Para auxiliar a alocação otimizada de tarefas em equipes, e para economizar tempo computacional, o algoritmo de planejamento considera restrições de espaço e tempo, a fim de resgatar alvos dispersos em um terreno. O agente de planejamento distribui as tarefas às equipes de socorristas, que podem aceitar ou rejeitar suas tarefas designadas. Esses retornos (*feedbacks*) serão levados em conta nas designações das próximas tarefas. Segundo os autores, os resultados confirmaram que o algoritmo do agente de planejamento produziu alocações de tarefas bem adequadas, maximizando o resgate de alvos.

Problema de Correspondência por Ponderação Bipartida

A estratégia adotada por (Service, et al., 2014) propõe um protocolo que permite tarefas de preempção (ou a preferência na compra de algo) em leilões simultâneos de lances descendentes. As tarefas são lances para obter um pacote de bens. Um algoritmo centralizado decompõe a tarefa utilizando o problema de correspondência por ponderação bipartida (*Weighted Bipartite Matching Problem*). Cada tarefa tem uma utilidade, que representa um valor que vale a sua conclusão (compra de um pacote de bens), e um vetor que indica os serviços que ela requer. Os agentes representam robôs que cooperam para completar as tarefas. Cada robô tem um vetor que indica os serviços que pode prover – contudo, um robô apenas pode executar um único serviço em uma tarefa. Para gerenciar a quantidade exponencial de coalizões possíveis a alocação de

tarefas é abordada como um problema de correspondência por ponderação bipartida. Dessa forma, há um grafo bipartido $G = (V_1 \cup V_2, E)$, onde V_1 é o conjunto de robôs, e V_2 é o conjunto de todos os serviços necessários às tarefas, incluindo potenciais multiplicidades. Uma aresta entre V_1 e V_2 indica que um robô está designado a um serviço em uma tarefa. Uma correspondência $M \subseteq E$ procura um peso máximo, dado por uma função $\omega : E \rightarrow \mathbb{R}$. A estratégia do algoritmo garante que uma correspondência de peso máximo pode ser computada e, portanto, uma vez que M é uma correspondência, cada robô é associado com um serviço, cada serviço em uma tarefa tem um robô para executá-lo, e há uma coalizão $C \subseteq V_1$ para cada tarefa – sem ser necessário esgotar por exploração todas as soluções possíveis.

2.3.2 Formação de Coalizão com Adaptação de Rede

Quando é preciso resolver um problema complexo, as entidades geralmente têm que cooperar e organizar suas ações. O modo como essa organização ocorre acaba por afetar o desempenho global e individual no sistema. Em muitos casos, a complexidade e a eficácia das estruturas sociais resultantes são superiores às dos indivíduos envolvidos no processo. Como consequência, estruturas otimizadas e de alto desempenho podem resultar de protocolos simples de interação, ou do uso de mecanismos simples de adaptação individual. Em tais cenários, as análises mostraram que redes livres de escala são o tipo de estrutura social que acaba emergindo como resultado de adaptações por melhores parcerias – o que explica o bom desempenho geral após a adaptação, uma vez que hubs permitem a formação de muitas coalizões.

Com consequência, a estrutura da rede social, que propicia as interações, está fortemente relacionada com o desempenho da comunidade, pois aproxima os agentes que formam coalizões mais efetivas. Assim, a topologia de rede favorece ou restringe a eficiência organizacional, motivando a necessidade por adaptação. Alguns dos modelos analisados neste Capítulo adotam estratégias de adaptação de rede, que acarretam a evolução da rede, com o objetivo aumentar o desempenho coletivo pela geração de estruturas sociais otimizadas. Essas abordagens estão exibidas na sequência.

Adaptação da Rede por Estrutura

Neste caso de evolução da rede social, os agentes adaptam sua rede baseados na conexão preferencial (*preferential attachment*), que gera redes livres de escala, com alto desempenho na formação de parcerias, como nos trabalhos de (Gaston & desJardins, 2005) e (Glinton, et al., 2008). A adaptação é aleatória: a cada iteração, um agente não comprometido em uma coalizão

escolhe ou não adaptar sua rede local, de acordo com uma certa probabilidade. Se o agente opta por se religar, ele escolhe o vizinho mais proeminente dos seus vizinhos (com maior quantidade de vínculos), pois tem alto envolvimento em muitas relações.

Adaptação da Rede por Desempenho

Também é um caso de evolução da rede social, que propõe uma estratégia mais realística e adaptável. Nela, o agente prefere se religar ao vizinho de melhor desempenho, ou reputação, como o realizado nos trabalhos de (Gaston & desJardins, 2005) e (Glinton, et al., 2008). Se um agente tem desempenho abaixo da média dos seus vizinhos, ele decide se adaptar: desconecta-se do seu vizinho de menor desempenho e requisita a reputação dos vizinhos de seus vizinhos para se conectar com o aquele de maior desempenho. A cada adaptação de estrutura de rede, o agente trabalha com um novo desempenho local, baseado na sua nova estrutura de rede.

Adaptação da Rede por Agentes Igualitários

Basicamente, a proposta de (Barton & Allan, 2007) trata do problema de decisão de que agentes devem trabalhar juntos em parcerias, e estende a propostas de Gaston e desJardin (2005), também para permitir a evolução da rede social. Para isso, a seleção da tarefa a ser executada considera que os agentes podem ser *igualitários*, pois buscam a distribuição uniforme de conexões entre agentes - o que resulta em uma estrutura de rede densa e regular. Esta proposta constata que, em uma formação AON (Gaston & desJardins, 2005), à medida que a densidade da rede aumenta, a quantidade de informação que um agente possui sobre a vizinhança da sua vizinhança também aumenta, permitindo que o agente escolha os agentes mais adequados para sua vizinhança imediata. Esta estrutura adaptada, por sua vez, garante que na vizinhança de um agente haja agentes com as habilidades necessárias suficientes para atender às tarefas apresentadas, aumentando o desempenho das coalizões formadas.

Adaptação da Rede por Agentes de Inventário

Mais uma alternativa que permite a evolução da rede social. Nela, a seleção da tarefa a ser executada considera que os agentes podem ser *de inventário*, o que significa que procuram por outros agentes com habilidades ainda não encontradas na sua vizinhança local, como o realizado nas abordagens de (Barton & Allan, 2007) e de (Barton & Allan, 2008).

Adaptação da Rede com Limitação de Hubs

Considera hubs como pontos vulneráveis e de alta carga computacional. Assim, para evitá-los como decorrência da evolução da rede, essa estratégia permite limitar o número máximo de conexões que um agente pode manter. Os resultados obtidos por (Glinton, et al., 2008) com esta abordagem constataram que o desempenho da rede não aumenta significativamente quando o número máximo de conexões de cada agente é maior que o total de habilidades requeridas pelas tarefas. Em contrapartida, se o número máximo de conexões de um agente for menor que o total de habilidades da tarefa, o desempenho cai significativamente de acordo com. A solução de (Barton & Allan, 2007) também limita essa inclinação existente como consequência da adaptação / evolução da rede.

Adaptação da Rede por Habilidades para Tarefa

Essa é a principal estratégia adotada no trabalho de (Barton & Allan, 2008), que estende o trabalho realizado em (Barton & Allan, 2007) e faz uma análise sobre a habilidade dos agentes em lidar com padrões distintos de demanda e oferta de habilidades. Ou seja, em lidar com a convergência ou divergência entre as habilidades demandadas e as ofertadas. Para isso, o modelo foca na auto-organização dos seguintes tipos de agentes em uma rede que evolui: *agentes igualitários* e *agentes de inventário*. Esses agentes têm que lidar com tarefas que requerem um determinado conjunto de habilidades, tal como: *congregado*, no qual as tarefas são geradas de acordo com uma partição do total de habilidades; *sobreposto*, no qual as tarefas admitem a sobreposição de habilidades requeridas; e *uniforme*, no qual todas as habilidades têm a mesma probabilidade de existir em uma tarefa. Segundo os autores, as agentes de inventário apresentaram desempenho superior em relação aos agentes igualitários de forma geral, nos três tipos de congregação de habilidades (congregado, sobreposto e uniforme). Isso é explicado pelo fato desse tipo de agente manter próximos, em sua rede local, os agentes com as habilidades mais requeridas pelas tarefas apresentadas, o que favorece o processo de formação de coalizões bem sucedidas, nos casos de evolução da rede social.

Cooperação Usando Comprometimento e Rede Complexa

Essa abordagem, adotada por (Hasan & Raja, 2013), está descrita como um jogo do Dilema de Prisioneiro Iterado (*Iterated Prisoner Dilemma – IPD*), que captura as interações de agentes com seus vizinhos imediatos, para alcançar a cooperação em sociedades de agentes auto-interessados, conectados em uma rede livre de escala. (Hasan & Raja, 2013) assumem que os agentes formam

a rede dinamicamente ao escolherem seus parceiros de interação. Com base nos pagamentos acumulados, os agentes decidem formar ou se juntar a uma coalizão, com comprometimento, cooperando com seus vizinhos na mesma coalizão e rejeitando outras coalizões. Segundo os autores, a seleção de parceiros evolui a rede, que favorece a formação de uma única coalizão, maximizando a expectativa de pagamentos.

Nesta seção 2.3, foram apresentadas as especificidades que caracterizam conceitualmente as estratégias e heurísticas dos modelos selecionados para análise, a fim de evidenciar seus diferenciais ao processo de formação de coalizão.

A seção a seguir apresenta a taxonomia normalizada.

2.4 Taxonomia para Cooperação entre Agentes Conectados

A seção 2.2 deste documento organizou uma taxonomia de classificação apropriada à catalogação da cooperação entre agentes pela Formação de Coalizão, visando resolver tarefas de modo eficiente. A seção 2.3 apresentou as especificidades dos modelos analisados, a fim de situar conceitualmente sua contribuição para a formação de coalizões. Tais tópicos – a taxonomia proposta e a análise de concepção das soluções –, permitiram confrontar conceitualmente esses diferentes modelos, além de definir as orientações conceituais que foram contempladas nas especificações do modelo proposto, como detalhado no Capítulo 3, de forma a assegurar o estudo do ambiente eleito para esta pesquisa. Adicionalmente, a taxonomia proposta também possibilitou a estruturação de um panorama de concepção na área de formação de coalizões, cuja estrutura está exibida na Fig. 8, a seguir.

Embora a taxonomia da Fig. 8 providencie uma fundamentação para comparação entre as soluções estudadas, ela não esgota o tema, pois atua em foco específico. Nossa pretensão é que esta taxonomia seja suficientemente ampla para prover um esquema de classificação útil a futuras soluções na área de agentes em comunidade que formam parcerias do tipo coalizão.

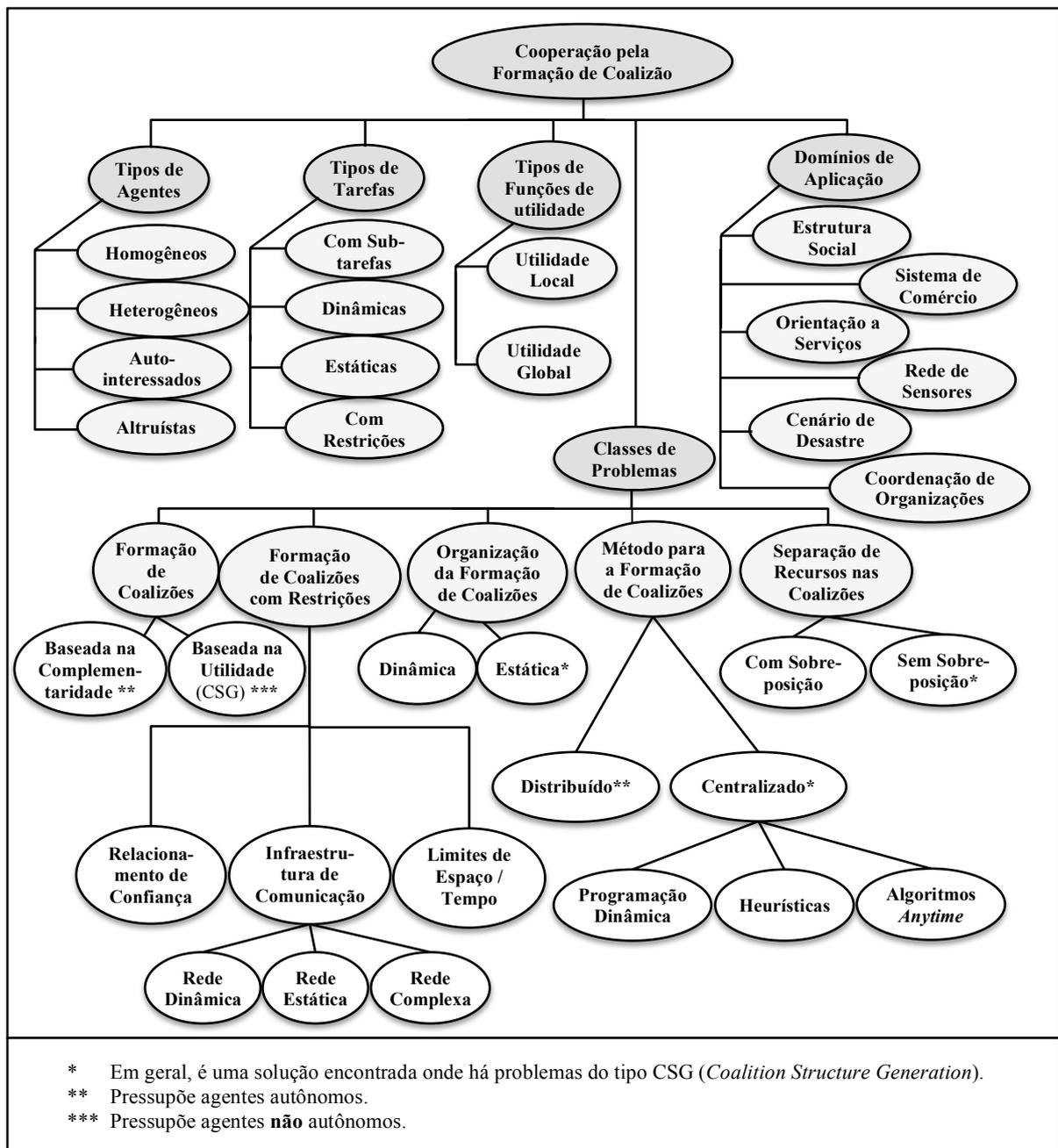


Fig. 8: Categorias Taxonômicas para Cooperação pela Formação de Coalizão.

2.5 Discussões

O estudo apresentado neste Capítulo 2 permitiu a comparação conceitual entre diferentes soluções que abordam o trabalho cooperativo entre agentes, que se organizam para resolver problemas complexos e melhorar a alocação de tarefas. Neste caso, o trabalho cooperativo ficou caracterizado pela formação de coalizões, que permite reproduzir diversos cenários do mundo real em que os agentes necessitam atingir objetivos individuais e/ou coletivos. Na maioria dos casos avaliados, a estrutura da coalizão ocorreu como uma partição do conjunto de agentes, dispostos em coalizões disjuntas – o que evidencia o tratamento dos recursos (agentes) como capazes de resolver apenas um problema (tarefa) por vez. Da mesma forma, os agentes foram modelados como recursos não consumíveis, podendo trabalhar indefinida e repetidamente, sempre que estiverem comprometidos com uma nova tarefa. Igualmente, nas soluções estudadas, a alocação de tarefas foi considerada válida (Weerdt, et al., 2012), pois a coalizão estava correta (cada agente apenas usa o seus recursos disponíveis) e completa (os recursos dos agentes alocados são suficientes) (Weerdt, et al., 2012).

As análises realizadas evidenciam duas principais categorias para formação de coalizão entre agentes, cujo objetivo é formar as melhores parcerias em trabalhos cooperativos: (i) a FCBC – Formação de Coalizões Baseada na Complementaridade e (ii) a FCBU – Formação de Coalizões Baseada na Utilidade.

No primeiro caso, onde há uso colaborativo e complementar das capacidades individuais para aumentar as chances coletivas de atingir metas e os agentes são em geral autônomos, foi possível identificar modelos orientados a redes evolutivas (Gaston & desJardins, 2005) (Glinton, et al., 2008) (Hasan & Raja, 2013), que inspiraram a presente pesquisa, nos quais a comunidade de agentes autônomos é definida como uma rede social, que tem alta influência sobre as percepções e ações dos indivíduos (e.g. influência da coesão da rede social, organizada em torno de agentes proeminentes). Isso porque, em geral, a formação de coalizão baseada na complementaridade organiza as parcerias de forma dinâmica, contemplando situações onde os agentes podem entrar e sair dos processos de formação de coalizão e/ou o conjunto de tarefas que os agentes devem realizar é alterado dinamicamente. Logo, envolve casos em que a estrutura da rede é alterada dinamicamente, simulando situações de redes do mundo real que evoluem com a passagem do tempo, sendo o objetivo dessa alteração de estrutura aproximar agentes que formam as melhores parcerias para atender às tarefas apresentadas. Isso implica que o espaço de

busca por parcerias deve ficar restrito à vizinhança social dos agentes, e a evolução do sistema, motivada pela necessidade de melhoria de desempenho, provoca a emergência de uma topologia de rede que favorece a eficiência da comunidade de agentes. Em redes complexas, uma rede sem escalas é a regra observada. Soluções desta categoria também são propícias para ambientes de larga escala que precisam lidar com a escalabilidade, uma vez que não exploram a totalidade de soluções possíveis em busca de uma solução ótima, mas apresentam alternativas para obtenção de uma solução que aumente as chances coletivas para atingir metas.

No segundo caso, a formação de parcerias é orientada pela distribuição dos ganhos entre agentes auto-interessados. De forma geral, esta formação de coalizão baseada na utilidade organiza as parcerias de forma estática e centralizada, contemplando o problema de CSG (*Coalition Structure Generation*), cuja solução ótima é dada pela busca por uma CS (*Coalition Structure*) estável devida à distribuição apropriada dos pagamentos ganhos da cooperação. Por esse motivo, em geral, esta abordagem assume que os agentes não têm autonomia na escolha por coalizões, e a utilidade da coalizão, dada por uma CFG (*Characterisct Function Game*), foi um dos principais fatores para determinar a escolha da alocação mais eficiente de tarefas. Essa foi a solução adotada pela maioria das soluções avaliadas.

Outro aspecto relevante observado é que a abordagem da teoria dos jogos, usada primordialmente em soluções que tratam da CSG, com sua contribuição formal à modelagem da cooperação, é a regra mais comum para o mapeamento do trabalho cooperativo baseado em formação de coalizões de agentes auto-interessados.

Por fim, apesar de já existirem alguns esforços para proporcionar um framework que raciocine sobre uma biblioteca de algoritmos de formação de coalizões e selecione o mais adequado a um determinado cenário (Sen & Adams, 2013), a análise das soluções estudadas na nossa pesquisa demonstra que não há, de fato, bancos de ensaios ou frameworks que permitam avaliar e comparar os modelos sob um conjunto de condições comuns e tangíveis, o que impossibilita uma validação objetiva das suas conclusões e resultados.

Aspectos Relevantes

A despeito da evolução da rede social não ter sido a tática mais comum verificada nas soluções estudadas, ela reflete uma grande gama de situações de mundo real, uma vez que a rede social mapeia os laços relevantes entre atores de um grupo (Wasserman & Galaskiewicz, 1994). Nesses casos, a relevância das relações determina a seleção e a interação com parceiros preferenciais quando há a necessidade de cooperação para resolução de tarefas. Esses parceiros, por sua vez,

são alterados dinamicamente pela pressão social, comum em comunidades heterogêneas. Tal pressão pode ser exercida pela reputação acumulada, que eventualmente, como em situações reais, é afetada pela passagem do tempo, indicando a necessidade da sua manutenção. Nessas circunstâncias, como já constatado pela análise de redes (Knoke & Yang, 2008), as relações estruturais são dinâmicas (indicam a evolução da estrutura social) e as transformações sistêmicas em larga escala emergem das preferências combinadas de indivíduos, cujo resultado remete a estruturas verificadas em sistemas complexos (SCIENCEMAG, 1999): atividade individual não linear, independente, com auto-organização e sensível a pequenas perturbações. Dessa forma, é possível inferir que a rede social de estrutura evolutiva pode ser considerada como uma importante alternativa nos trabalhos cooperativos baseado na formação de coalizões. Da mesma forma, a pressão social, representada pela reputação dos indivíduos, também pode ser considerada um fator significativo para orientar a evolução estrutural da comunidade de agentes.

Por fim, todos esses aspectos em conjunto configuram o panorama conceitual completo de ambientes realísticos, exatamente como definido para o estudo proposto na presente pesquisa.

2.6 Considerações Finais

Neste Capítulo, foram abordadas as situações em que indivíduos precisam trabalhar em parcerias do tipo coalizão para resolver problemas de modo mais eficiente do que se o fizessem de forma isolada. Esta questão chave proporciona um ambiente conveniente à organização e à coordenação, cada vez mais comumente restrito pelas conexões entre agentes (originadas a partir das características do problema modelado), pelas condições de comunicação, pelos objetivos e habilidades dos agentes, entre outros fatores. Em tal contexto, uma rede social de relacionamentos afeta diretamente o desempenho do sistema, sua carga computacional e de comunicação, e também influencia a abrangência das interações e a complexidade do sistema.

Logo, é possível constatar a forte influência da topologia da rede social em uma comunidade, uma vez que, de acordo com (Shehory & Kraus, 1995), as decisões sociais resultam em cooperação mutuamente benéfica que se mantém ao longo do tempo (estabilidade do sistema), resultando em uma cooperação completa e rentável.

Também foi possível apresentar um panorama conceitual sobre o trabalho cooperativo baseado em formação de coalizões de agentes, que permitiu visualizar as importantes características dessa área de pesquisa, além de inspirar e focar as questões que interessam à

presente pesquisa. Tal classificação possibilitou, portanto, organizar uma taxonomia, ou lista de dimensões, para catalogação própria, porém não exaustiva, da área. A taxonomia organizada pretende prover um esquema de classificação útil a futuras soluções sobre a formação de coalizões em uma comunidade de agentes conectados, que cooperam e se organizam para resolver problemas complexos.

Por fim, a taxonomia proposta e a análise de concepção das soluções, tratadas neste Capítulo, permitiram definir as orientações conceituais que foram contempladas nas especificações do modelo proposto, especificado no Capítulo 3 a seguir, de forma a assegurar o estudo do ambiente eleito para esta pesquisa. Assim, no próximo Capítulo, estão descritos: (i) o método adotado na presente pesquisa para atingir os objetivos definidos, (ii) a formalização do modelo proposto, e (iv) uma análise crítica que visa destacar os aspectos relevantes que situam e diferenciam esta pesquisa na área Formação de Coalizão.

Parte III

Modelo Proposto

Modelo Dinâmico de Formação de Coalizão baseado na *Expertise*, no Comprometimento Temporal e na Reputação Temporal

3 Proposta

Em muitas situações do mundo real, são usados contratos e/ou acordos que criam vínculos entre indivíduos, necessários para resolução de problemas complexos – condição na qual observa-se elementos que interagem de forma não-linear e exibem auto-organização (SCIENCEMAG, 1999). Em vários desses casos, as interações realizadas na busca por alianças acabam por reorganizar a estrutura de vínculos, que assim transforma-se em uma estrutura de maior eficácia para a resolução dos problemas da comunidade. Conclui-se, portanto, que estruturas coletivas de alto desempenho podem resultar de protocolos simples de interação, ou do uso de mecanismos simples de adaptação individual.

A partir desta perspectiva, este trabalho visa investigar os processos envolvidos na auto-organização da estrutura de vínculos sociais, que rege as interações na busca por parcerias, sendo a cooperação imprescindível para a resolução de problemas complexos. Dessa forma, é possível observar como a organização do trabalho cooperativo influencia a evolução da estrutura social, e como esta impacta o desempenho da comunidade em questão.

Mais precisamente, nossa proposta utiliza mecanismos distribuídos de organização para abordar o processo de formação dinâmica de coalizões, no qual uma estrutura social rege as interações entre elementos autônomos que buscam parcerias. Dessa forma, o modelo proposto pretende analisar o impacto da reorganização da estrutura social em ambientes orientados a tarefas complexas, onde as alianças são guiadas pelos melhores e mais atualizados resultados dos potenciais parceiros.

Para atingir os objetivos desta pesquisa, são organizados processos que possibilitam a investigação das propostas. Esses processos são descritos no detalhamento do método, apresentado a seguir, na seção 4.1. A apresentação do modelo proposto, especificado por sua formalização e algoritmos, está na próxima seção 4.2.

3.1 Método

O modelo de formação de coalizão deste trabalho visa permitir que as parcerias sejam criadas de forma autônoma, espontânea e descentralizada. Para atingir esse propósito, é preciso organizar as etapas a serem seguidas num processo do trabalho. Essas etapas levam em consideração e

exploram um modelo social de formação de coalizão orientado a tarefas, no qual seja possível avaliar a evolução da topologia de rede a partir de diferentes estruturas sociais iniciais, que incorporam populações de agentes definidos por diferentes níveis de *expertise*, definição de diferentes velocidades de evolução temporal da reputação dos agentes, e a definição de um comprometimento temporal local de recursos. Essas dimensões devem ser avaliadas no modelo proposto a partir da definição de uma heurística de adaptação de rede baseada na reputação.

Os itens mencionados anteriormente delimitam, por sua vez, o processo de trabalho desta pesquisa e são descritos, nas subseções a seguir, a partir da perspectiva dos objetivos propostos.

3.1.1 Modelo Social de Formação de Coalizão Orientado a Tarefas

Para analisar o impacto da estrutura social em ambientes orientados a tarefas, temos como objetivo **propor e implementar um modelo que permita o estudo do comportamento de indivíduos que formam coalizões, com autonomia, para resolver tarefas complexas em um ambiente distribuído e dinâmico**. Neste cenário, a interação é delimitada pela estrutura da rede social subjacente, permitindo a percepção dos resultados (reputação) mais atualizados de parceiros, fator orientador das adaptações de rede e da formação de parcerias para o trabalho cooperativo.

O modelo deve ser implementado como um sistema multi-agente (SMA), onde seja possível desenvolver e analisar como as várias dimensões abordadas influenciam a estrutura social resultante. O ambiente de desenvolvimento escolhido para os experimentos deve suportar agentes e, preferencialmente, ser robusto, visual, acessível, e de alta produtividade. Neste ambiente, também deve ser possível interagir com outras ferramentas de análise de resultados (planilhas, gráficos, estatísticas), a fim de prover apoio à observação de evidências.

3.1.2 Evolução da Estrutura Social

Assumir que todos os agentes em uma comunidade estejam cientes de todos os demais agentes (*farsighted*) é uma propriedade inviável em sistemas distribuídos de larga escala. Os custos computacionais e de comunicação para prover a ciência total a cada agente no sistema é proibitivo. Além disso, em sistemas reais, os agentes têm capacidades cognitivas e sociais limitadas, o que torna irreal a propriedade da ciência total (Mérida-Campos, 2009).

Desse modo, em sistemas organizacionais onde os agentes precisam explorar um espaço de busca por parcerias, é possível considerar o capital social provido pela rede de relacionamentos. Como consequência, os custos de comunicação e de coordenação são atenuados, uma vez que a de busca por alianças fica restrito à vizinhança social.

Diversos estudos (Gaston & desJardins, 2005) (Gaston & desJardins, 2004) (Glinton, et al., 2008) (Mérida-Campos, 2009)(Mérida-Campos & Willmott, 2007) já demonstraram que a estrutura da rede social, que governa as interações entre agentes, está fortemente relacionada com o desempenho organizacional dos agentes. Contudo, eles não exploraram a adaptação da rede baseada concomitantemente em comprometimento temporal local e reputação temporal de indivíduos com diferentes níveis de *expertise*.

Explorar a rede social e sua influência no desempenho de uma comunidade é justamente um dos objetivos deste trabalho, que analisa como a estrutura social de uma comunidade evolui para atender a coalizões onde as tarefas determinam um escalonamento da utilização de recursos (um comprometimento temporal local) providos por indivíduos com diferentes graus de *expertise*, cuja reputação se deteriora como passar do tempo – ou reputação temporal. A perspectiva da rede social também nos permitirá considerar diferentes topologias iniciais de rede (aleatória, de mundo pequeno e livre de escala), para verificar sua evolução à medida que as adaptações que buscam parcerias mais eficientes ocorrem.

3.1.3 As Diferenças no Nível de *Expertise* dos Indivíduos

Nosso trabalho considera que os agentes em questão possuem heterogeneidade multi-dimensional, que os classifica com diferentes graus de competência nas suas habilidades providas. Esta modelagem de heterogeneidade permite caracterizar e analisar a especialização e a versatilidade dos indivíduos. Como a estrutura social é dinâmica, é esperado que os diferentes perfis influenciem a topologia de rede resultante, possibilitando a avaliação do comportamento do sistema. Assim, ao considerar a *expertise* dos agentes, este trabalho inclui nos seus objetivos **analisar o impacto dos diferentes perfis de *expertise* para a formação dinâmica de coalizões, do ponto de vista da estrutura social**, em situações de:

- Agregação baseada na complementaridade de competências (as tarefas são decompostas em subtarefas, que são resolvidas por diferentes entidades com competências que se complementam);

- População inicial especialista (os agentes apresentam melhor desempenho em certa competência e são pouco hábeis para as demais; métrica computada pelo desvio padrão, que indica distribuição heterogênea de competências);
- População inicial versátil (distribuição homogênea de competências, computada pelo inverso do desvio padrão).

3.1.4 A Evolução Temporal da Reputação dos Indivíduos

O ambiente social determina uma série de propriedades diretamente ligadas à coletividade (Barabási, 2009), que permitem compreender por que a comunidade privilegia certos indivíduos. Assim, a dinâmica da rede possibilita que o grupo perceba as intenções de um determinado indivíduo, definindo sua reputação.

A reputação é, portanto, a percepção que um grupo de agentes tem sobre o resultado do trabalho de outros agentes. Ela é usada para modelar a confiabilidade entre indivíduos, incentivando o trabalho cooperativo, pois favorece interações necessárias e evita as desnecessárias. A confiança é, portanto, um conceito fundamental para definir as regras de interação em uma sociedade, afetando dessa forma o trabalho colaborativo.

Ainda, em determinadas situações, a avaliação dos resultados de parceiros em um trabalho colaborativo precisa levar em conta sua atualização. Pela percepção humana, avaliações mais recentes são mais importantes que as mais antigas, o que reflete a relevância do tempo na informação transmitida (Khosravifar, 2012). Para mapear esta necessidade, uma função de decaimento exponencial é utilizada para determinar a recência da avaliação, que em essência, indica que quanto mais antiga, menos importante é a avaliação.

A recência da reputação dos parceiros permitirá **avaliar como velocidade de deterioração da reputação pela passagem de tempo, utilizada para definir a reputação temporal de indivíduos (estabelecida por um fator de recência), influenciará na estabilidade do sistema**, também caracterizando um dos objetivos desta pesquisa.

3.1.5 O Comprometimento Temporal Local de Recursos

O tipo de tarefa a ser tratado por esta pesquisa é definido por um conjunto de subtarefas, cada uma correspondente a um recurso específico, provido por um indivíduo da comunidade, executado em parcerias com agentes vizinhos (limita o espaço de busca por alianças, diminuindo

custos de comunicação e coordenação) que possuem diferentes níveis de *expertise* em habilidades distintas (especialistas x versáteis).

A organização da tarefa é dada por um vetor que determina quais recursos são necessários à mesma, a ordem e a duração de sua utilização. Essa organização de subtarefas permite o agendamento dos tempos de execução das subtarefas, ou seja, uma alocação programada de atuação agentes (*local time commitment*) em uma coalizão, na qual o indivíduo (recurso) pode ser liberado antes da finalização da tarefa, tornando-se apto para novos trabalhos colaborativos. Uma vez liberado, o agente pode tanto procurar uma nova parceria, quanto tentar adaptar a rede para uma estrutura social mais efetiva.

Uma vez que o modelo deve permitir a definição de diferentes tipos de tarefas, anunciadas a toda comunidade, este trabalho também tem como objetivo, portanto, **avaliar como o comprometimento temporal local (*local time commitment*) de indivíduos, que gera um escalonamento de recursos, afeta a evolução da estrutura social.**

3.1.6 Heurística de Adaptação de Rede

A estratégia de adaptação proposta é orientada pelo desempenho (reputação) atualizado de parceiros. Com esse intuito, o gatilho de adaptação deve considerar que os agentes mantêm um conjunto com as reputações locais, provenientes dos seus resultados em coalizões de sucesso, juntamente com o momento em que cada resultado foi obtido. Com isso, é possível calcular o valor atualizado da reputação global de cada agente, com base em um fator de escala de recência pré-definido. A cada iteração do sistema, a reputação global dos agentes é ajustada pela recência de seus resultados. Apenas agentes em “*uncommitted*” poderão optar por fazer parte de uma coalizão ou por adaptar sua rede social. Para se adaptar, o agente deve ter um desempenho inferior ao de seus vizinhos imediatos; se constatada a necessidade de adaptação, o agente se desconecta do seu vizinho imediato de menor desempenho e escolhe o vizinho de seus vizinhos de melhor desempenho; e, por fim, a adaptação só será efetivada se não fragmentar a rede (mantém sempre um componente). A heurística de adaptação de rede, especificada por um modelo formal e de algoritmos próprios, permitirá avaliar todos os demais objetivos da proposta, mencionados anteriormente, bem como **avaliar a eficácia do modelo proposto em relação a outros modelos e cenários disponíveis na literatura**, definindo o último objetivo dessa pesquisa.

3.2 Modelo Proposto

Como mencionado, o modelo proposto, denominado para classificação como “*Modelo Dinâmico de Formação de Coalizão baseado na Expertise, no Comprometimento Temporal e na Reputação Temporal*”, visa investigar o processo de formação de coalizão, onde a busca por parcerias promove a evolução da estrutura social da comunidade. Nesta abordagem, à medida que executam cooperativamente as tarefas, os agentes também acessam os resultados obtidos por seus vizinhos, estabelecendo uma rede de confiança a partir da reputação dos potenciais parceiros. Esta reputação percebida, que serve para orientar a formação de novas parcerias, também depende da *expertise* de cada agente e sofre a influência da passagem do tempo – nesse caso, sua manutenção depende de um fator de recência, que reproduz a percepção humana de que resultados mais recentes são mais relevantes.

Adicionalmente, a estratégia proposta para a formação de parcerias não é uma solução *farsighted*, onde um elemento centralizador conhece todos os agentes e decide quais as melhores coalizões para a comunidade – propriedade com custo computacional proibitivo em sistemas distribuídos de larga escala. Para delimitar o acesso entre agentes, com o objetivo de reduzir os custos de comunicação e coordenação, é utilizada uma estratégia distribuída, em que uma estrutura de rede restringe o espaço de busca por alianças à vizinhança social – logo, as interações ocorrem com restrições de conhecimento e de recursos.

Dessa maneira, a reputação resultante das parcerias, além de estabelecer uma rede de confiança para guiar a formação de novas parcerias, também orienta a evolução da estrutura social, pois aproxima indivíduos adequados às tarefas demandadas. Ou seja, aproxima aqueles com mais chances de cooperar em coalizões de sucesso. Portanto, a evolução da estrutura social, que rege as interações, acaba por impactar diretamente o desempenho organizacional.

As subseções a seguir relacionam as definições dos elementos que constituem o modelo proposto, apresentando a especificação de suas equações e parâmetros. Estas especificações são utilizadas nos algoritmos, que orientam a implementação do modelo e a realização dos experimentos selecionados.

3.2.1 Agentes

População

Conjunto de N agentes, definido em (1), conectados em grafo conexo bidirecional, que representa uma rede social, modelada como uma matriz de adjacências E . Para cada elemento $e_{ij} \in E$, $e_{ij} = 1$, se existe conexão entre os agentes a_i e a_j , e $e_{ij} = 0$, caso contrário.

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_N\} \quad (1)$$

Agentes Heterogêneos

Têm diferentes níveis de desempenho em diferentes habilidades. Cada agente a_i tem um número finito de m habilidades, sendo $1 \leq l \leq m$, representadas pela tupla:

$$S_{a_i} = \langle S_i^1, S_i^2, \dots, S_i^m \rangle, \text{ onde } S_i^l \in [0,1] \quad (2)$$

Um agente *especializado* tem uma distribuição heterogênea de habilidades (desvio padrão alto¹⁴), enquanto um agente *versátil* (desvio padrão baixo) tem uma distribuição homogênea.

Agentes Auto-integressados

Podem rejeitar soluções globalmente interessantes que não proporcionem os melhores ganhos individuais. Neste modelo, o sistema objetiva maximizar os ganhos individuais (reputação individual) e também coletivos (desempenho global), como apresentado no decorrer desta seção.

Estados de um Agente

Cada agente a_i pode estar em um de três estados possíveis, definidos em (3), dependendo da sua atuação no sistema.

$$st_i \in \{ uncommitted, committed, active \} \quad (3)$$

Estes estados têm os significados: *uncommitted*, quando o agente não participa de coalizão e está disponível para participar; *committed*, quando o agente encontra-se em uma coalizão, porém ainda não está atuando (não atingiu a ordem de execução de sua sub tarefa); e *active*, o agente está atuando efetivamente em sua sub tarefa.

¹⁴ A avaliação do desvio padrão é feita com base no coeficiente de variação (CV), medida relativa de variação, que mede a dispersão dos dados em relação à média aritmética. $CV = (\text{desvio padrão} \div \text{média aritmética}) \cdot 100\%$ (Levine, et al., 2012). Quanto maior o CV, maior o desvio padrão em relação à média, e vice-versa.

3.2.2 Tarefas

Nesta proposta, os problemas que são resolvidos em parceria do tipo coalizão estão modelados como tarefas, cujo detalhamento está na sequência.

Tarefas Compostas de Subtarefas

Cada tarefa T_k é definida por um grupo de habilidades requeridas $r_l \in [0,1]$ (subtarefas), como na tupla em (4), sendo $1 \leq l \leq m$ e $|T_k| = m$.

$$T_k = \langle r_1, r_2, \dots, r_m \rangle, \text{ onde } r_l \in \{0,1\} \quad (4)$$

Tarefas Dinâmicas

As tarefas são criadas a cada intervalo de μ passos, e ficam anunciadas (esperando pela formação de uma coalizão) durante um período de γ passos. Assim que uma tarefa T_k é criada, seu tempo de anúncio, T_{ad_k} , começa a ser cronometrado. Quando $T_{ad_k} = \gamma$, se T_k não conseguiu uma coalizão σ_k de sucesso (cada $r_l \in T_k$ é atendida por uma $s_i^l \in S_{a_i}$ de a_i), então a coalizão é desfeita e a coalizão (tarefa) é computada como falha. De forma similar a (Gaston & desJardins, 2005), são definidas as métricas em (5) e em (6).

O total de tarefas introduzidas no intervalo $[t_1, t_2]$ é dado em (5).

$$T_t^{[t_1, t_2]} \quad (5)$$

O conjunto de tarefas bem sucedidas (que tiveram coalizões formadas) no intervalo $[t_1, t_2]$ é representado em (6).

$$T_{st}^{[t_1, t_2]} \quad (6)$$

Ambiente Orientado a Serviço

Os recursos necessários à execução de uma tarefa, providos pelos agentes, não são consumíveis, uma vez que a disponibilidade dos agentes não é alterada após seu trabalho. Assim, cada agente provê serviços, por meio de habilidades $S_i^l \in S_{a_i}$, para que uma tarefa possa ser concluída. Uma vez comprometido em uma coalizão para realizar determinada tarefa, o agente não poderá se comprometer com outra coalizão / tarefa enquanto não terminar suas obrigações na atual coalizão. O modelo não trata nem permitirá o *overlap* de coalizões, contudo permite o *Soft Commitment*, definido pelo Comprometimento Temporal Local, a seguir.

Comprometimento Temporal Local

A cada tarefa, está associada uma tupla de agendamento de tempos de execução de suas subtarefas (habilidade requerida por uma tarefa, $r_l \in T_k$), em (7). Nesta tupla, estão especificados o tempo inicial (*begin time*) e final (*end time*) de realização de cada subtarefa.

$$\vec{T}_k = \langle (t_{b1}, t_{e1}), (t_{b2}, t_{e2}), \dots, (t_{bm}, t_{em}) \rangle \quad (7)$$

O tempo total de execução da subtarefa ($r_l \in T_k$) é definido em (8).

$$\Delta t_{k_l} = (t_{el} - t_{bl}) \quad (8)$$

O tempo total para uma tarefa ser completada é especificado em (9), e não deve ultrapassar o intervalo de α passos.

$$T_{k_{\Delta t}} = (\max t_{el} - \min t_{bl}), \text{ sendo } T_{k_{\Delta t}} \leq \alpha. \quad (9)$$

Em (7), t_{bl} representa o *begin time* e t_{el} representa o *end time*. As definições em (7), (8) e (9) configuram o agendamento de tempos de execução de cada subtarefa, e determinam as condições para o *Soft Commitment* e o *Hard Commitment*, descritos ao final desta seção, na dimensão *Heurística de Adaptação*.

Na Fig. 11 a seguir, é possível verificar um exemplo para o agendamento de tempos de execução de cada subtarefa, ou programação de comprometimento (*schedule*), com $T_{k_{\Delta t}} = 5$ e $\alpha = 5$.

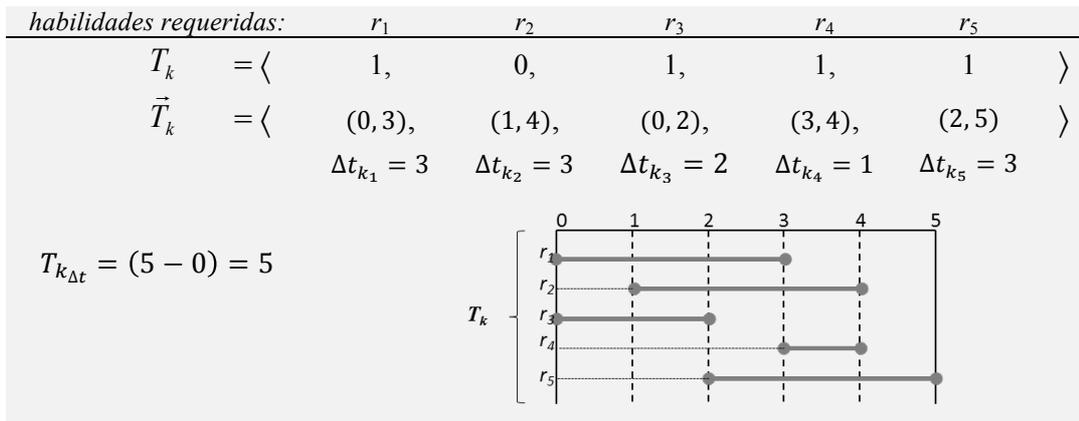


Fig. 9: Exemplo de comprometimento de tempo local de recursos r_l para a tarefa T_k .

3.2.3 Coalizão

É um conjunto de agentes, definido em (10), onde $\sigma_k \subseteq A$, $|\sigma_k| \leq |T_k|$, $1 \leq p \leq m$, e σ_k está em um subgrafo conexo da rede social.

$$\sigma_k = \{a_1, a_2, \dots, a_p\} \quad (10)$$

A coalizão σ_k atende à tarefa T_k através de um conjunto de habilidades: cada $r_l \in T_k$ é atendida por uma $S_i^l \in S_{a_i}$, onde $a_i \in \sigma_k$. Uma coalizão σ_k de sucesso é definida quando:

$$\forall r_l \in T_k \mid \exists S_i^l \in S_{a_i} \text{ e } a_i \in \sigma_k \quad (11)$$

Assim que a coalizão σ_k reúne todos os recursos necessários para atender à tarefa T_k , seu tempo de ativação σ_{a_k} começa a ser cronometrado, servindo de referência para $t_{el} \in \overrightarrow{T_k}$ (t_{el} é o tempo de término de execução de $r_l \in T_k$). Se a coalizão σ_k é uma coalizão de sucesso, seus agentes ficam no estado *active* e o sistema controla quando $(\sigma_{a_k} \bmod (\max(t_{el}))) = 0$, que indica a tarefa T_k foi finalizada com sucesso e os agentes podem passar de *active* para o *uncommitted*, e receber a sua reputação local. Se a coalizão (tarefa) falha em conseguir todos os seus recursos necessários, os agentes não recebem reputação, pois as subtarefas $r_l \in T_k$ apenas começam a ser executadas (σ_{a_k} inicia sua cronometragem) quando todas são atendidas por algum $a_i \in \sigma_k$.

Para entrar em uma coalizão σ_k já existente, um agente a_i deve possuir uma conexão social com pelo menos algum outro agente a_j da coalizão, com definido em (12).

$$\exists a_j \mid e_{ij} = 1 \text{ e } a_i \in \sigma_k \quad (12)$$

A agregação de habilidades é um fator importante em um modelo de coalizão, pois reflete a forma pela qual os agentes adicionam valor a uma coalizão. Como em (4), uma tarefa T_k é decomposta em subtarefas (habilidades requeridas r_l), cada uma atribuída a um único agente da coalizão para ser executada na sequência definida em (7) pela tupla de agendamento de tempos de execução $\overrightarrow{T_k}$. Dessa forma, os agentes podem dividir responsabilidades, sendo beneficiados pela contribuição dos outros. Como em (Mérída-Campos, 2009), cada coalizão σ_k tem um valor σ_k^l em cada habilidade requerida, que representa o melhor esforço obtido dos membros a_i de σ_k na habilidade s_l :

$$\sigma_k^l = \max s_i^l, \quad \text{onde } 1 \leq l \leq m \quad (13)$$

A tupla de valores máximos $\hat{\sigma}_k$, correspondente aos melhores valores $\sigma_k^l = \max s_i^l$ na coalizão σ_k , para cada uma das m habilidades requeridas $r_l \in T_k$, é dado por:

$$\hat{\sigma}_k = \langle \sigma_k^1, \sigma_k^2, \dots, \sigma_k^m \rangle \quad (14)$$

Utilidade Local

É a utilidade da coalizão, onde o esforço agregado de agentes da equação (14) é usado para medir o *score* (pontuação) local, indicando quão adequados estão os agentes em uma coalizão σ_k para realizar uma tarefa T_k . A utilidade de uma coalizão, em (15), é computada como o produto escalar entre $\hat{\sigma}_k = \langle \sigma_k^1, \sigma_k^2, \dots, \sigma_k^m \rangle$ e $T_k = \langle r_1, r_2, \dots, r_m \rangle$, conforme (Méri-da-Campos, 2009).

$$u(\hat{\sigma}_k, T_k) = \sum_{l=1}^m \sigma_k^l \cdot r_l \quad (15)$$

A métrica em (15) captura de forma simples a importância de cada subtarefa desempenhada pelo agente melhor habilitado na coalizão: quanto mais agentes melhor habilitados, melhor o valor da coalizão.

Exemplo para (15): seja $\sigma_k = \{a_i, a_j\}$, $|T_k| = 5$, $\alpha = 5$, e os respectivos vetores de habilidades S_{a_i} e S_{a_j} , como a apresentado na Fig. 12. Logo, nesse caso:

$$u(\hat{\sigma}_k, T_k) = (1.0 * 1) + (0.3 * 0) + (0.4 * 1) + (0.1 * 1) + (0.5 * 1) = \boxed{2.0}$$

habilidades requeridas:		r_1	r_2	r_3	r_4	r_5
$T_k = \langle$		1	0	1	1	1
\rangle						
habilidades providas:		s^1	s^2	s^3	s^4	s^5
σ_k	$S_{a_i} = \langle$	0.0,	0.0,	0.2,	$\boxed{0.1}$,	$\boxed{0.5}$
	$S_{a_j} = \langle$	$\boxed{1.0}$,	$\boxed{0.3}$,	$\boxed{0.4}$,	0.1,	0.2
\rangle						
		$\max(s^1)$	$\max(s^2)$	$\max(s^3)$	$\max(s^4)$	$\max(s^5)$
$\hat{\sigma}_k = \langle$		1.0,	0.3,	0.4,	0.1,	0.5
\rangle						

Fig. 10: Exemplo de coalizão σ_k para realizar a tarefa T_k .

Formação Dinâmica de Coalizão

A cada iteração do sistema, um agente em estado *uncommitted* pode realizar uma de duas ações: (i) pode tentar iniciar uma coaliza ou juntar-se a uma coalizão já existente, ou (ii) pode adaptar sua conectividade local, quebrando a conexão com algum vizinho imediato e a criando uma nova conexão com algum vizinho de seus vizinhos.

Na ação em (i), se o agente encontra uma tarefa T_k sem agentes em *committed*, ou $|\sigma_k| = 0$, ele tenta iniciar uma nova coalizão com probabilidade P_{I_i} . Com base em (Gaston & desJardins, 2004), a probabilidade P_{I_i} , em (19), de um agente a_i iniciar uma coalizão para realizar uma tarefa T_k é proporcional às suas habilidades necessárias para preencher essa tarefa, $P_{a_i}(T_k)$ em (16), e ao número de vizinhos imediatos em estado *uncommitted*, $P_{N_{a_i}}(u)$, em (17).

Capacidade que um agente a_i tem para atender à tarefa T_k :

$$P_{a_i}(T_k) = \frac{\sum_{r_l \in T_k, s_i^l \in S_{a_i}} r_l \cdot s_i^l}{\sum_{r_l \in T_k} r_l} \quad (16)$$

Proporção de vizinhos imediatos de a_i em estado *uncommitted*:

$$P_{N_{a_i}}(u) = \frac{\sum_{a_j \in A, i \neq j} e_{ij} \cdot Eq(st_i, uncommitted)}{\sum_{a_j \in A, i \neq j} e_{ij}} \quad (17)$$

A comparação em (18), $Eq(x, y)$, é definida por:

$$Eq(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{quando } x = y \\ 0, & \text{quando } x \neq y \end{cases} \quad (18)$$

Probabilidade P_{I_i} de um agente a_i iniciar uma coalizão para realizar T_k :

$$P_{I_i} = P_{a_i}(T_k) \cdot P_{N_{a_i}}(u) \quad (19)$$

Se o agente a_i encontra uma tarefa com agentes já em *committed*, ou já há uma coalizão formada – mas não completa – para a tarefa, ele pode tentar se juntar à coalizão se possuir uma conexão direta com algum agente já pertencente à coalizão, e se tiver uma habilidade requerida pela tarefa ainda sem agente comprometido. Se esses requerimentos são atendidos, o agente tenta se juntar à coalizão com probabilidade $P_{a_i}(T_k)$, de (16), proporcional às capacidades do agente requeridas pela tarefa.

Sempre que uma coalizão σ_k recebe um novo agente para preencher seus requisitos, o agente com maior capacidade σ_k^l na habilidade s_l , dentre os parceiros na coalizão, é designado para atuar na subtarefa requerida, o que atualiza $\hat{\sigma}_k$, garantindo as definições em (13) e (14).

Reputação Local

Cada agente é capaz de contabilizar o desempenho obtido por sua participação em uma coalizão de sucesso – que finalizou uma tarefa. Assim, se uma coalizão σ_k consegue realizar uma tarefa T_k , então é possível verificar o quanto cada agente $a_i \in \sigma_k$ de fato contribuiu para a realização desta tarefa, que é a base para o cálculo da sua reputação local, ou reputação na coalizão $rep(a_i, \sigma_k, T_k)$, como definido em (23).

Para esse cálculo, primeiro é preciso especificar qual é a utilidade máxima desejável e possível em uma coalizão que executa uma determinada tarefa T_k , como definido em (20).

$$u_{max}(T_k) = \sum_{l=1, r_l \in T_k}^m r_l \quad (20)$$

A especificação em (21) define que a habilidade s_i^l do agente a_i foi a de fato utilizada para calcular a utilidade da coalizão, $u(\hat{\sigma}_k, T_k)$, de (14) e (15).

$$sm(s_i^l, \sigma_k^l) = 1, \text{ se } S_i^l = \sigma_k^l \text{ e } \sigma_k^l = \max s_i^l \quad (21)$$

Com base em (21), a equação em (22) especifica como calcular a real contribuição de um agente $a_i \in \sigma_k$.

$$contrib(a_i, \sigma_k, T_k) = \sum_{r_l \in T_k, s_i^l \in S_{a_i}, \sigma_k^l \in \hat{\sigma}_k} (r_l \cdot s_i^l \cdot sm(s_i^l, \sigma_k^l)) \quad (22)$$

Com os resultados de (20), (21) e (22), é possível especificar em (23) o cálculo da reputação local de um agente, que é a relação entre sua real contribuição na coalizão, de (22), e a utilidade máxima possível na coalizão, de (20).

$$rep(a_i, \sigma_k, T_k) = \frac{contrib(a_i, \sigma_k, T_k)}{u_{max}(T_k)} \quad (23)$$

A equação em (23) especifica como é feita a divisão dos dividendos provenientes da cooperação entre os agentes, a partir da determinação do valor máximo possível da cada coalizão em questão, como definido em (20), conforme indicado em (Sandholm, et al., 1999).

Para melhor ilustrar esta situação, podemos considerar a coalizão σ_k para realizar a tarefa T_k , representada na Fig12:

$$\begin{aligned}
 u_{\max}(T_k) &= 1 + 0 + 1 + 1 + 1 = \boxed{4} \\
 contrib(a_i, \sigma_k, T_k) &= (0.0 \cdot 1 \cdot 0) + (0.0 \cdot 0 \cdot 0) + (0.2 \cdot 1 \cdot 0) + (0.1 \cdot 1 \cdot 1) + (0.5 \cdot 1 \cdot 1) = \boxed{0.6} \\
 contrib(a_j, \sigma_k, T_k) &= (1.0 \cdot 1 \cdot 1) + (0.3 \cdot 0 \cdot 1) + (0.4 \cdot 1 \cdot 1) + (0.1 \cdot 1 \cdot 0) + (0.2 \cdot 1 \cdot 0) = \boxed{1.4} \\
 rep(a_i, \sigma_k, T_k) &= 0.6 / 4 = \boxed{0.15} \quad e \\
 rep(a_j, \sigma_k, T_k) &= 1.4 / 4 = \boxed{0.35}
 \end{aligned}$$

Essa breve análise já permite perceber que a reputação local dos agentes depende diretamente do tipo de tarefa que o sistema anuncia.

Além de manter a avaliação sobre o resultado da sua participação em uma coalizão, cada agente também mantém o momento t_w do sistema em que $rep(a_i, \sigma_k, T_k)$ foi obtida, em (24).

$$eval(a_i, t_w) = (rep(a_i, \sigma_k, T_k), t_w) \quad (24)$$

Por fim, cada agente mantém um conjunto de reputações locais, seu histórico em parcerias de sucesso, que será utilizado para calcular a reputação global do agente, ou sua reputação percebida pela comunidade ao longo do tempo, em (25).

$$eval_{set}(a_i) = \{eval(a_i, t_1), eval(a_i, t_2), \dots, eval(a_i, t_w)\} \quad (25)$$

O valor de $|eval_{set}(a_i)|$ indica o total de participações de a_i em coalizões de sucesso.

Fator de Escala de Recência

É possível atribuir um peso referente à passagem do tempo ao resultado de uma contribuição do agente em uma coalizão de sucesso, permitindo que os parceiros em uma coalizão considerem a atualização dos seus resultados. Esse peso permite que as avaliações mais recentes sejam consideradas mais importantes que as mais antigas – refletindo a relevância do tempo da informação mantida. A recência de uma avaliação é determinada por uma função de decaimento exponencial, em (26), semelhante a (Huynh, et al., 2006).

$$\omega_{eval}(eval(a_i, t_w), t_{cur}) = eval(a_i, t_w) \cdot e^{\frac{-(t_{cur} - t_w)}{\tau}} \quad (26)$$

Em (26), ω_{eval} é o peso para a classificação $eval(a_i, t_w)$, $(t_{cur} - t_w)$ é a diferença de tempo entre o tempo atual t_{cur} e o tempo t_w em que a classificação $eval(a_i, t_w)$ foi gravada. O

parâmetro $\lambda > 0$ é o fator de escala de recência, que ajusta a função de recência à passagem do tempo. Quanto menor λ , mais rapidamente $eval(a_i, t_w)$ perde o seu valor, e vice-versa.

Reputação Global

O modelo de confiança e reputação proposto tem como objetivo amparar as decisões de *rewire* (relição) da rede social, a fim de favorecer a evolução para uma estrutura que aproxima indivíduos adequados para as tarefas demandadas, ou de aproximar agentes com mais chances de cooperar em coalizões de sucesso. Para tanto, os agentes da comunidade avaliam os potenciais parceiros para novas coalizões, optando por realizar um *rewire* das suas conexões, caso identifiquem parceiros com melhor reputação global (desempenho em coalizões de sucesso) na vizinhança de sua vizinhança imediata, com o objetivo de maximizar os ganhos individual e coletivo, ou reputação global $rep_{cur}(a_i)$ de (27) e desempenho global G_p , de (29), respectivamente, definidos na sequência.

Assim, com base no conjunto de reputações locais de cada agente, de (25), e no peso da recência, de (26), a cada iteração do sistema são calculadas as reputações globais de todos os agentes, no momento atual t_{cur} , como definido em (27).

$$rep_{cur}(a_i) = \sum_{eval(a_i, t_w) \in eval_{set}(a_i)} \omega_{eval}(eval(a_i, t_w), t_{cur}) \quad (27)$$

Utilidade Total Acumulada

A cada iteração do sistema, também é possível obter a soma de todas as utilidades das coalizões de sucesso que a comunidade conseguiu acumular até o momento atual, que é um valor que a comunidade visa maximizar, como definido em (28), e indicado em um CSG por (Bachrach, et al., 2010).

$$\max \left(u_{acc} = \sum u(\hat{\sigma}_k, T_k) \right) \quad (28)$$

Utilidade Global

É a razão entre a soma de todas as utilidades locais acumuladas e as utilidades máximas possíveis acumuladas das coalizões de sucesso. Um dos objetivos da comunidade também é maximizar esta função, especificada em (29).

$$\max \left(G_u = \frac{\sum u(\hat{\sigma}_k, T_k)}{\sum u_{max}(T_k)} \right) \quad (29)$$

Desempenho Global

É a proporção entre o total de tarefas bem sucedidas, ou coalizões bem sucedidas, e o total de tarefas criadas no sistema, no período de tempo $[t_1, t_2]$. Também é um objetivo da comunidade maximizar a função definida em (30).

$$\max \left(G_p = \frac{T_{st}^{[t_1, t_2]}}{T_t^{[t_1, t_2]}} \right) \quad (30)$$

3.2.4 Heurística de Adaptação

A estratégia para adaptação de estrutura de rede proposta neste trabalho está baseada na atualização da reputação de agentes com diferentes *expertises* e que cooperam em coalizões onde há o comprometimento temporal local.

Com o intuito de estudar o impacto desta estratégia na evolução da estrutura de rede, os elementos definidos na sequência devem ser considerados nesta pesquisa.

Topologia Inicial de Rede

O sistema deve permitir a verificação de como a heurística proposta para adaptação da estrutura de rede é influenciada por diferentes topologias iniciais de rede, a saber: aleatória (*random*), de mundo pequeno (*small world*) e livre de escala (*free scale*), descritas em mais detalhes na seção 2.1.3 deste documento.

Liberação de Coalizão

Um agente comprometido (*committed*) com a coalizão σ_k para realizar a tarefa T_k pode deixar essa coalizão, ou seja, voltar para *uncommitted*, em apenas duas situações:

- (i) O período em que a tarefa fica anunciada, γ passos, expirou e a coalizão não foi completada – ou seja, não foi possível reunir, durante γ , todos os recursos (agentes) requeridos pela tarefa, o que implica em coalizão e tarefa falhas; ou
- (ii) A execução da tarefa por sua coalizão foi realizada com sucesso – nesse caso, todos os agentes que trabalharam na tarefa terão sua reputação local (baseada na contribuição na utilidade da coalizão) computada.

Em (ii), o agente pode voltar para o estado de *uncommitted* por meio de duas alternativas, dependendo de como estão configurados os tempos de execução da tarefa, como definido em (7):

- No comprometimento fraco (*Soft Commitment*), assim que o agente não é mais necessário à tarefa, ele é liberado, podendo fazer parte em outra coalizão – consiste em uma liberação precoce de recursos não consumíveis;
- No comprometimento forte (*Hard Commitment*), apenas quando todos os agentes comprometidos na coalizão / tarefa terminarem de executar todas as suas subtarefas – consiste em uma liberação tardia de recursos não consumíveis. Nesse caso, para todas as habilidades requeridas $r_l \in T_k$, $t_{bl} = 0$ e $t_{el} = \alpha$.

Adaptação após Experiência

Um agente apenas pode realizar a adaptação da estrutura da sua rede (*rewire*) após obter certa experiência. Semelhante a (Gaston & desJardins, 2004), esta experiência é definida como o número de tentativas att_i em que a_i tentou se juntar ou formar uma nova coalizão. Assim, a experiência é estabelecida quando $att_i > att_{min}$, mínimo de tentativas, valor configurado no sistema. Logo, antes de ter alguma experiência na comunidade, o agente a_i não pode adaptar a estrutura da sua rede. Esse procedimento é apresentado no *Algoritmo 1: reputationStrategy*. Uma vez que $att_i > att_{min}$, o sistema mantém esse dado de a_i .

Algoritmo 1: reputationStrategy, realiza uma iteração completa do sistema com a estratégia de adaptação da rede orientada pela reputação dos agentes, semelhante ao proposto em (Gaston & desJardins, 2005).

```

1: globals:
2:      $E = \{ e_{00}, e_{01}, \dots, e_{|A||A|} \}$ : matriz de adjacências da rede social de agentes
3:      $att_{min}$  = mínimo de tentativas para se juntar a uma coalizão que um agente deve ter,
4:     para poder realizar o rewire; cada agente possui um  $att_i$  que indica que já tem
5:     alguma experiência (tentativas) para poder realizar o rewire
6: begin
7:     forall  $a_i \in A$  in random order
8:         if  $st_i = uncommitted$ 
9:              $diceRoll \leftarrow uniformRandom([0,1])$ 
10:            if  $diceRoll < 1/N$ 
11:                if  $(rep_{cur}(a_i) < (\sum_{a_j \in A, e_{ij}=1, i \neq j} rep_{cur}(a_j) \div \sum_{a_j \in A, e_{ij}=1, i \neq j} e_{ij}))$ 
12:                    and  $(att_i > att_{min})$ 
13:                        reputationRewire ( $a_i$ )
14:                    endif
15:                else
16:                    joinCoalition ( $a_i$ )
17:                endif
18:            endforall
19:            verifyCoalitionComplete
20:            controlParameters
21:            findCurrentReputations
22: end

```

Gatilho de Adaptação

A cada iteração do sistema, os agentes em *uncommitted* escolhem adaptar sua estrutura, com probabilidade $1/N$, como em *Algoritmo 1: reputationStrategy*, ou entrar em uma coalizão (nova ou já existente, como em *Algoritmo 3: joinCoalition*). Se a adaptação é escolhida e a_i tem experiência $att_i > att_{min}$, a adaptação apenas ocorre se $rep_{cur}(a_i)$, é inferior à média dos desempenhos locais de seus vizinhos imediatos. Esse controle está descrito nos procedimentos de *Algoritmo 2: reputationRewire*. Os algoritmos mencionados estão na sequência, juntamente com o *Algoritmo 4: updateBestSkill*, usado pelo *Algoritmo 3: joinCoalition*.

Algoritmo 2: reputationRewire, realiza a religação de um agente a_i

```

1: input:
2:    $a_i$ : um agente com  $st_i = uncommitted$ ,
3: globals:
4:    $rep_{cur}(a_i)$ : reputação global do agente  $a_i$ , no tempo atual do sistema  $E = \{ e_{00}, e_{01}, \dots, e_{|A||A|} \}$ :
5:   matriz de adjacências da rede social de agentes  $meanPathLength = false$ : rede fragmentada
6:    $meanPathLength > 0$ : rede conexa
7: locals:
8:    $Rep_{Low}$ : vizinho  $a_j$  de  $a_i$ , com menor reputação global  $rep_{cur}(a_j)$ 
9:    $Rep_{High}$ : vizinho  $a_k$  de algum vizinho  $a_j$  de  $a_i$ , com maior reputação global  $rep_{cur}(a_k)$ 
10: begin
11:    $Rep_{Low} \leftarrow nobody$ ;  $Rep_{High} \leftarrow nobody$ 
12:    $Rep_{Low} \leftarrow a_j = a_j \in A \mid e_{ij} = 1, i \neq j, \min(rep_{cur}(a_j))$ 
13:    $Rep_{High} \leftarrow a_k = a_k \in A \mid e_{ij} = 1, e_{jk} = 1, e_{ik} = 0, k \neq j, k \neq i, i \neq j, \max(rep_{cur}(a_k))$ 
14:   if ( $Rep_{Low} \neq nobody$ ) and ( $Rep_{High} \neq nobody$ ) // Se há agentes adequados, faz rewire
15:      $e_{ij} \square 0$ ;  $e_{ik} \square 1$ 
16:     if ( $meanPathLength = false$ ) // Se rede fragmentou, desfaz rewire
17:        $e_{ij} \square 1$ ;  $e_{ik} \square 0$ 
18:     endif
19:   endif
20: end

```

Algoritmo 3: joinCoalition, usado por um agente para se juntar ou iniciar uma coalizão, baseado nos trabalhos de (Gaston & desJardins, 2005) e (Glinton, et al., 2008).

```

1: input:
2:    $a_i$ : um agente com  $st_i = uncommitted$ ; cada  $a_i$  mantém um valor  $att_i$ , que corresponde ao
3:   total de vezes que o agente tentou se juntar a uma coalizão
4: globals:
5:    $T = \{T_1, T_2, \dots, T_k\}$ : conjunto de tarefas do sistema
6:    $\sigma = \{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_k\}$ : conjunto de coalizões do sistema;  $\sigma_k$  está associada com  $T_k$ 
7: begin
8:    $att_i \leftarrow att_i + 1$  // tentativas do agente  $a_i$  de se juntar a uma coalizão
9:   forall  $T_k \in T$  in random order
10:    if  $|\sigma_k| = 0$  and  $st_i = uncommitted$ 
11:       $diceRoll \leftarrow UniformRandom([0,1])$ 
12:      if  $diceRoll < P_{I_i}^l$ 
13:        if  $\exists s_i^l \in S_{ai} : \exists r_l \in T_k$  and  $s_i^l = r_l$  and  $r_l$  is unfilled
14:           $\sigma_k \leftarrow \sigma_k \cup \{a_i\}$ 
15:           $st_i = committed$ 
16:           $\hat{\sigma}_k \leftarrow updateBestSkill(\sigma_k)$ 
17:        endif

```

```

18:         endif
19:     else if  $\exists a_j : e_{ij}=1$  and  $a_j \in \sigma_k$  and  $st_i = uncommitted$ 
20:         diceRoll  $\leftarrow$  UniformRandom([0,1])
21:         if diceRoll <  $P_{a_i}(T_k)$ 
22:             if  $\exists s_i^l \in S_{ai} : \exists r_l \in T_k$  and  $s_i^l = r_l$  and  $r_l$  is unfilled
23:                  $\sigma_k \leftarrow \sigma_k \cup \{ a_i \}$ 
24:                  $st_i = committed$ 
25:                  $\hat{\sigma}_k \leftarrow updateBestSkill(\sigma_k)$ 
26:             endif
27:         endif
28:     endelse
29: endforall
30: end

```

Algoritmo 4: *updateBestSkill*, atualiza as melhores habilidades para uma coalizão.

```

1: input:
2:      $\sigma_k = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ : agentes  $a_i$  da coalizão  $\sigma_k$  já iniciada e com  $st_i = committed$ 
3:     onde  $\sigma_{ki}$  representa o agente  $a_i$  na coalizão  $\sigma_k$  já iniciada, com agentes em committed, sendo
4:     que cada agente  $a_i$  tem um vetor de habilidades  $S_{ai} = \langle S_i^1, S_i^2, \dots, S_i^m \rangle$ 
5: output:
6:      $\hat{\sigma}_k = \{\sigma_k^1, \sigma_k^2, \dots, \sigma_k^m\}$ : conjunto de valores máximos para cada habilidade  $r_l$  requerida pela
7:     tarefa  $T_k$ , dentre todos as habilidades  $s_i^l$  providas pelos agentes  $a_i$  da coalizão  $\sigma_k$ 
8: begin
9:     forall  $a_i \in \sigma_k$ 
10:         forall  $s_i^l \in S_{ai}$ 
11:             if  $s_i^l > \sigma_k^l$ 
12:                  $\sigma_k^l \sqsupseteq s_i^l$ 
13:             endif
14:         endif
15:     endforall
16: end

```

Comprometimento Temporal Local

A tupla \overrightarrow{T}_k , definida em (7), especifica o agendamento dos tempos de execução de cada subtarefa (t_{bl} e t_{el} para $\forall r_l \in T_k$), o que permite determinar as condições para dois tipos de comprometimento para cooperação em coalizão:

- (i) *Soft Commitment*, comprometimento fraco com a tarefa, onde ocorre a **liberação precoce de recursos**, pois permite que um agente possa ser liberado, para se comprometer em outra coalizão, antes da tarefa se encerrar; e
- (ii) *Hard Commitment*, comprometimento forte com a tarefa, onde ocorre a **liberação tardia de recursos**; nesse caso, os agentes permanecem comprometidos com a coalizão enquanto todas as subtarefas, da tarefa em questão, não forem completadas.

É importante ressaltar que um agente nunca atua em mais de uma coalizão por vez: sua atuação é sem sobreposição (*overlap*). Contudo, se o agente não é mais necessário à coalizão, por ter encerrado suas atividades, de acordo com o definido em (7), ele pode se comprometer com outra

coalizão. Assim, é possível organizar a estratégia de cooperação em (i) onde o comprometimento com a coalizão é fraco (*Soft Commitment*), o que mantém, na prática, os agentes trabalhando sempre em uma estrutura de coalizão (CS – *Coalition Structure*) do tipo partição. A especificação em (7) também permite avaliar o impacto do *Soft Commitment* pela configuração de (ii), o *Hard Commitment* (comprometimento forte). Neste último, para $\forall r_l \in T_k$, basta configurar $t_{bl} = 0$ e $t_{el} = \alpha$. A decisão de quando liberar o agente, assim como o controle dos demais parâmetros do sistema estão detalhados nos *Algoritmo 5: verifyCoalitionComplete* e *Algoritmo 6: controlParameters* – este último usa os procedimentos definidos no *Algoritmo 7: makeTask*.

Algoritmo 5: *verifyCoalitionComplete*, verifica se as coalizões do sistema estão completas, ou têm todas suas habilidades requeridas por uma tarefa T_k são providas por um agente a_i em *committed* com a coalizão.

```

1: globals:
2:    $T = \{ T_1, T_2, \dots \}$ : conjunto de tarefas: cada  $T_k$  está associada a uma coalizão  $\sigma_k$ 
3:    $\sigma_k = \{ a_a, a_b, \dots, a_m \}$ : agentes  $a_i$  da coalizão  $\sigma_k$  já iniciada e com  $st_i = committed$ 
4:    $\hat{\sigma}_k = \langle \sigma_k^1, \sigma_k^2, \dots, \sigma_k^m \rangle$ : vetor de valores máximos para cada habilidade  $r_l \in T_k$ , entre todas as
5:   habilidades  $s_i^l \in S_{a_i}$  para a coalizão  $\sigma_k$ 
6:    $\sigma_{sk}$ : flag, indica que a coalizão  $\sigma_k$  está executando a tarefa  $T_k$ 
7:    $\sigma_{ak}$ : contador do tempo em execução da coalizão  $\sigma_k$ 
8: begin
9:   forall  $T_k \in T$ 
10:     forall  $r_l \in T_k$ 
11:       forall  $\sigma_k^l \in \hat{\sigma}_k$ 
12:         if  $(\sigma_k^l \neq 0)$  and  $(r_l \neq 0)$ 
13:           forall  $a_i \in \sigma_k$ 
14:              $st_i \square active$ 
15:           endforall
16:         endif
17:       endforall
18:     endforall
19:      $\sigma_{sk} \square true$ 
20:      $\sigma_{ak} \square \sigma_{ak} + 1$ 
21:   endforall
22: end

```

Algoritmo 6: *controlParameters*, verifica e atualiza todas as variáveis de controle do sistema.

```

1: globals:
2:    $T = \{ T_1, T_2, \dots, T_k \}$ : conjunto de tarefas do sistema
3:    $\sigma = \{ \sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_k \}$ : conjunto de coalizões do sistema;  $\sigma_k$  está associada com  $T_k$ 
4:    $\sigma_k = \{ a_1, a_2, \dots, a_m \}$ : agentes  $a_i$  da coalizão  $\sigma_k$  já iniciada, com  $st_i = committed$ 
5:    $\sigma_{sk}$ : flag, indica que a coalizão  $\sigma_k$  está executando a tarefa  $T_k$  (sucesso)
6:    $\sigma_{ak}$ : contador do tempo em execução da coalizão  $\sigma_k$ 
7:    $T_{adk}$ : contador do tempo de anúncio da tarefa  $T_k$ 
8:    $t_{el} \in \vec{T}_k$ :  $(r_l \text{ end time})$  tempos de término de execução de  $r_l \in T_k$ 
9:    $u(\hat{\sigma}_k, T_k)$ : utilidade de uma coalizão  $\sigma_k$  de sucesso
10:   $u_{max}(T_k)$ : utilidade máxima possível de uma coalizão  $\sigma_k$  para uma tarefa  $T_k$ 
11:   $contrib(a_i, \sigma_k, T_k)$ : contribuição real do agente  $a_i$  para realizar a tarefa  $T_k$  na coalizão  $\sigma_k$ 
12:   $rep(a_i, \sigma_k, T_k)$ : reputação local do agente  $a_i$  para realizar a tarefa  $T_k$  na coalizão  $\sigma_k$ 
13:   $eval(a_i, t_w)$ : avaliação da reputação local de  $a_i$ , obtida em  $t_w$ 

```

```

14:   $eval_{set}(a_i)$ : avaliações das reputações locais (parcerias de sucesso) do agente  $a_i$ 
15:   $sm(s_i^l, \sigma_k^l)$ : habilidade  $s_i^l$  de  $a_i$ , foi utilizada para obter a utilidade da coalizão  $\sigma_k$ 
16:   $t_{cur}$ : iterações totais do sistema (tempo atual)
17:   $u_{acc}$ : utilidades acumuladas das coalizões de sucesso (soma)
18:   $u_{accu_{max}}$ : utilidades máximas acumuladas das coalizões de sucesso (soma)
19:   $G_u$ : utilidade global
20:   $G_p$ : desempenho global
21:   $T_{st}$ : total de tarefas que foram executadas com sucesso (coalizões de sucesso)
22:   $T_t$ : total de tarefas criadas no sistema
23:   $\square$ : intervalo de tempo (iteraões) entre a criação de tarefas
24:   $\gamma$ : período de tempo (iteraões) em que as tarefas ficam anunciadas
25:  begin
26:       $t_{cur} \square t_{cur} + 1$ 
27:
28:      if  $t_{cur} \bmod \square = 0$ 
29:          makeTask
30:      endif
31:      forall  $T_k \in T$ 
32:           $T_{ad_k} \square T_{ad_k} + 1$ 
33:          if
34:              // tempo de anúncio da tarefa terminou  $\rightarrow$  coalizão finaliza com falha
35:               $((\sigma_{s_k} = \mathbf{false}) \mathbf{and} ((T_{ad_k} \bmod \gamma) = 0))$ 
36:          or
37:              // tempo de execução da tarefa terminou  $\rightarrow$  coalizão finaliza com sucesso
38:               $((\sigma_{s_k} = \mathbf{true}) \mathbf{and} ((\sigma_{a_k} \bmod (\max(t_{el}))) = 0))$ 
39:              if  $\sigma_{s_k} = \mathbf{true}$ 
40:                   $u(\hat{\sigma}_k, T_k) \square \sum \sigma_k^l * r_l$ 
41:                   $u_{max}(T_k) \square \sum r_l$ 
42:                   $u_{acc} \square u_{acc} + u(\hat{\sigma}_k, T_k)$ 
43:                   $u_{acc_{max}} \square u_{acc_{max}} + u_{max}(T_k)$ 
44:                   $G_u \square u_{acc} \div u_{acc_{max}}$ 
45:                   $T_{st} \square T_{st} + 1$ 
46:              endif
47:              forall  $a_i \in \sigma_k$ 
48:                   $st_i \square uncommitted$ 
49:                  if  $\sigma_{s_k} = \mathbf{true}$ 
50:                       $contrib(a_i, \sigma_k, T_k) \square \sum r_l * s_i^l * sm(s_i^l, \sigma_k^l)$ 
51:                       $rep(a_i, \sigma_k, T_k) \square contrib(a_i, \sigma_k, T_k) \div u_{max}(T_k)$ 
52:                       $eval(a_i, sys_{it}) \square (rep(a_i, \sigma_k, T_k), sys_{it})$ 
53:                       $eval_{set}(a_i) \square eval_{set}(a_i) \cup \{eval(a_i, sys_{it})\}$ 
54:                  endif
55:              endforall
56:               $T \square T - \{T_k\}$ 
57:               $\sigma \square \sigma - \{\sigma_k\}$ 
58:          endif
59:          // tenta liberação precoce de agente: Soft Commitment
60:          // coalizão não precisa ter terminado
61:          if  $\sigma_{s_k} = \mathbf{true}$ 
62:              forall  $a_i \in \sigma_k$ 
63:                  forall  $t_{el} \in \overrightarrow{T_k}$ 
64:                      if  $sm(s_i^l, \sigma_k^l) \mathbf{and} t_{el} \leq \sigma_{a_k}$ 
65:                           $st_i \square uncommitted$ 
66:                           $\sigma_k \square \sigma_k - \{a_i\}$ 
67:                      endif

```

```

68:                                     endforall
69:                                 endforall
70:                             endif
71:                              $G_p \sqcap T_{st} \div T_t$ 
72:                         endforall
73:     end
74:

```

Algoritmo 7: *makeTask*, introduz uma nova tarefa no sistema, de 3 possíveis tipos, anunciada a todos os agentes.

```

1:  globals:
2:       $T = \{T_1, T_2, \dots, T_k\}$ : conjunto de tarefas do sistema
3:       $\sigma = \{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_k\}$ : conjunto de coalizões do sistema;  $\sigma_k$  está associada com  $T_k$ 
4:       $T_t$ : total de tarefas criadas no sistema
5:  begin
6:      if  $T_t \bmod 3 = 0$  // tarefas do tipo “a”
7:           $T_k = \langle r_{1a}, r_{2a}, \dots, r_{ma} \rangle$ 
8:           $\vec{T}_k = \langle (r_{1a}, t_{b1a}, t_{e1a}), (r_{2a}, t_{b2a}, t_{e2a}), \dots, (r_{ma}, t_{bma}, t_{ema}) \rangle$ 
9:      endif
10:
11:     if  $T_t \bmod 3 = 1$  // tarefas do tipo “b”
12:          $T_k = \langle r_{1b}, r_{2b}, \dots, r_{mb} \rangle$ 
13:          $\vec{T}_k = \langle (r_{1b}, t_{b1b}, t_{e1b}), (r_{2b}, t_{b2b}, t_{e2b}), \dots, (r_{mb}, t_{bmb}, t_{emb}) \rangle$ 
14:     endif
15:
16:     if  $T_t \bmod 3 = 2$  // tarefas do tipo “c”
17:          $T_k = \langle r_{1c}, r_{2c}, \dots, r_{mc} \rangle$ 
18:          $\vec{T}_k = \langle (r_{1c}, t_{b1c}, t_{e1c}), (r_{2c}, t_{b2c}, t_{e2c}), \dots, (r_{mc}, t_{bmc}, t_{emc}) \rangle$ 
19:     endif
20:      $\sigma_k \sqcap \emptyset$ 
21:      $T \sqcap T \cup \{T_k\}$ 
22:      $\sigma \sqcap \sigma \cup \{\sigma_k\}$ 
23:      $T_t \sqcap T_t + 1$ 
end

```

Adaptação mantendo o Componente da Comunidade.

Quando o agente decide formar uma nova conexão (*link*), ele escolhe se desconectar do seu vizinho imediato de menor desempenho, e procurar pelo vizinho de seu vizinho de melhor desempenho, ou seja, faz *rewire*. Isso garante que a rede mantenha o mesmo *average-degree* (média de grau dos nodos), pois as conexões apenas são religadas. Contudo, o *rewire* somente é efetivado se a rede não se fragmentar, mantendo-se, portanto, como um único componente. Para isso, o *average-path-length* da rede (média dos caminhos mínimos entre dois agentes quaisquer a_i e a_j) não pode indicar um grafo desconexo. Se isso ocorrer, o *rewire* é desfeito – controle realizado nos procedimentos do *Algoritmo 2: reputationRewire*, já apresentado anteriormente.

Histórico de Sucessos, Recência e Adaptação

Cada agente a_i mantém seu histórico de parcerias de sucesso – suas reputações locais ou desempenho nas coalizões de sucesso –, no conjunto $eval_{set}(a_i)$, definido em (25). Este conjunto armazena as avaliações das reputações locais, que consistem na associação do desempenho (reputação local) com o momento t_w em que foram obtidas: $eval(a_i, t_w) = (rep(a_i, \sigma_k, T_k), t_w)$, como em (24). Dessa forma, é possível calcular o peso da passagem do tempo, sua recência, na avaliação $\omega_{eval}(eval(a_i, t_w), t_{cur})$ definida em (26), que considera o tempo decorrido entre o tempo atual (iteração em que o sistema se encontra t_{cur}) e o tempo t_w de registro do resultado. Com esses dados, e após cada iteração do sistema, é possível calcular o desempenho global, $rep_{cur}(a_i) = \sum \omega_{eval}(eval(a_i, t_w), t_{cur})$, em (27), de todos os agentes. Esse procedimento é apresentado no *Algoritmo 8: findCurrentReputations*, a seguir. Por sua vez, o valor de $rep_{cur}(a_i)$ ativa o Gatilho de Adaptação do nosso sistema, como apresentado anteriormente.

Algoritmo 8: *findCurrentReputations*, calcula, para a iteração atual do sistema it_{sys} , o valor da reputação global $rep_{cur}(a_i)$ de cada agente, considerando o fator de escala de recência λ .

```

1:  globals:
2:       $rep_{cur}(a_i)$ : reputação global do agente  $a_i$ , no tempo atual do sistema
3:       $eval(a_i, t_w)$ : avaliação da reputação local de  $a_i$ , obtida em  $t_w$ 
4:       $eval_{set}(a_i)$ : avaliações das reputações locais (parcerias de sucesso) do agente  $a_i$ 
5:       $\omega_{eval}(eval(a_i, t_w), t_{cur})$ : recência da avaliação da reputação local de  $a_i$ , calculada no tempo
6:      atual  $t_{cur}$ 
7:       $\lambda$ : fator de escala de recência
8:       $t_{cur}$ : iterações totais do sistema (tempo atual)
9:  begin
10:     forall  $a_i \in A$ 
11:          $rep_{cur}(a_i) \square 0$ 
12:         forall  $eval(a_i, t_w) \in eval_{set}(a_i)$ 
13:              $\omega_{eval}(eval(a_i, t_w), t_{cur}) \square eval(a_i, t_w) * e^{\frac{-(t_{cur} - t_w)}{\lambda}}$ 
14:              $rep_{cur}(a_i) \square rep_{cur}(a_i) + \omega_{eval}(eval(a_i, t_w), t_{cur})$ 
15:         endforall
16:     endforall
17: end

```

Com o propósito de facilitar a busca pelas referências numéricas das equações e fórmulas, mencionadas na descrição dos elementos do modelo, a Tab.6 apresenta um resumo com a relação das especificações formais utilizadas ao longo desta seção.

Formalização		
População de N agentes	$A = \{a_1, a_2, \dots, a_N\}$	(1)
Agente a_i provê m habilidades S_i^l	$S_{a_i} = \langle S_i^1, S_i^2, \dots, S_i^m \rangle$, onde $S_i^l \in [0,1]$	(2)
Estados do agente a_i	$st_i \in \{uncommitted, committed, active\}$	(3)
Tarefa T_k requer m habilidades r_l	$T_k = \langle r_1, r_2, \dots, r_m \rangle$, onde $r_l \in \{0,1\}$	(4)
Tarefas introduzidas no intervalo $[t_1, t_2]$	$T_t^{[t_1, t_2]}$	(5)
Tarefas bem sucedidas no intervalo $[t_1, t_2]$	$T_{st}^{[t_1, t_2]}$	(6)
Agendamento de execução de $r_l \in T_k$	$\overline{T}_k = \langle (t_{b1}, t_{e1}), (t_{b2}, t_{e2}), \dots, (t_{bm}, t_{em}) \rangle$	(7)
Tempo de utilização do recurso r_l em uma tarefa	$\Delta t_{k_l} = (t_{el} - t_{bl})$	(8)
Tempo total para execução de T_k	$T_{k_{\Delta t}} = (\max t_{el} - \min t_{bl})$, sendo $T_{k_{\Delta t}} \leq \alpha$.	(9)
Coalizão σ_k é um conjunto de agentes a_i	$\sigma_k = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$	(10)
Coalizão de Sucesso	$\forall r_l \in T_k \mid \exists S_i^l \in S_{a_i} \text{ e } a_i \in \sigma_k$	(11)
Para se juntar a uma coalizão, a_j tem que ser vizinho de $a_i \in \sigma_k$	$\exists a_j \mid e_{ij} = 1 \text{ e } a_i \in \sigma_k$	(12)
O melhor esforço dos membros a_i de σ_k na habilidade s_l	$\sigma_k^l = \max s_i^l$, onde $1 \leq l \leq m$	(13)
Tupla com melhores valores em σ_k para cada s_l^l	$\hat{\sigma}_k = \langle \sigma_k^1, \sigma_k^2, \dots, \sigma_k^m \rangle$	(14)
Utilidade Local = quão bem estão os agentes de σ_k para realizar T_k	$u(\hat{\sigma}_k, T_k) = \sum_{l=1}^m \sigma_k^l \cdot r_l$	(15)
Capacidade que um agente a_i tem para atender à tarefa T_k	$P_{a_i}(T_k) = \frac{\sum_{r_l \in T_k, s_i^l \in S_{a_i}} r_l \cdot s_i^l}{\sum_{r_l \in T_k} r_l}$	(16)
Comparação para verificar igualdade	$Eq(x, y) = \{1, \text{quando } x = y; 0, \text{quando } x \neq y$	(17)
Proporção de vizinhos diretos de a_i em <i>uncommitted</i>	$P_{N_{a_i}}(u) = \frac{\sum_{a_j \in A, i \neq j} e_{ij} \cdot Eq(st_i, uncommitted)}{\sum_{a_j \in A, i \neq j} e_{ij}}$	(18)
Probabilidade de a_i iniciar uma coalizão para realizar T_k	$P_{I_i} = P_{a_i}(T_k) \cdot P_{N_{a_i}}(u)$	(19)
Utilidade máxima possível para cada tarefa T_k	$u_{max}(T_k) = \sum_{l=1, r_l \in T_k}^m r_l$	(20)
Habilidade s_i^l do agente a_i foi utilizada para na utilidade de σ_k	$sm(s_i^l, \sigma_k^l) = 1$, se $S_i^l = \sigma_k^l$ e $\sigma_k^l = \max s_i^l$	(21)
Contribuição real de a_i para realizar a tarefa T_k na coalizão σ_k	$contrib(a_i, \sigma_k, T_k) = \sum_{r_l \in T_k, s_i^l \in S_{a_i}, \sigma_k^l \in \hat{\sigma}_k} (r_l \cdot s_i^l \cdot sm(s_i^l, \sigma_k^l))$	(22)
Reputação Local do agente a_i para realizar a tarefa T_k na coalizão σ_k	$rep(a_i, \sigma_k, T_k) = \frac{contrib(a_i, \sigma_k, T_k)}{u_{max}(T_k)}$	(23)
Avaliação da Reputação Local de a_i , obtida em t_w	$eval(a_i, t_w) = (rep(a_i, \sigma_k, T_k), t_w)$	(24)
Histórico das parcerias de sucesso do agente a_i	$eval_{set}(a_i) = \{eval(a_i, t_1), eval(a_i, t_2), \dots, eval(a_i, t_w)\}$	(25)
Recência da avaliação da Reputação Local de a_i , calculada no tempo t_{cur}	$\omega_{eval}(eval(a_i, t_w), t_{cur}) = eval(a_i, t_w) \cdot e^{\frac{-(t_{cur} - t_w)}{\Gamma}}$	(26)
Reputação Global de a_i , calculada no tempo t_{cur}	$rep_{cur}(a_i) = \sum_{eval(a_i, t_w) \in eval_{set}(a_i)} \omega_{eval}(eval(a_i, t_w), t_{cur})$	(27)
Utilidade Total Acumulada	$\max(u_{acc} = \sum u(\hat{\sigma}_k, T_k))$	(28)
Utilidade Global	$\max(G_u = \frac{\sum u(\hat{\sigma}_k, T_k)}{\sum u_{max}(T_k)})$	(29)
Desempenho Global	$\max(G_p = \frac{T_{st}^{[t_1, t_2]}}{T_t^{[t_1, t_2]}})$	(30)

Tab. 14: Especificações formais utilizadas no modelo desta proposta.

3.3 Discussões

Uma vez especificado o modelo, é possível catalogá-lo segundo uma concepção conceitual. Com esse intuito, e com base na taxonomia proposta no Capítulo 2 do presente documento, são elencadas nesta seção as classificações adotadas por este *modelo híbrido* de Formação de Coalizão, cujo objetivo é favorecer a investigação de determinados ambientes de mundo real. Mais especificamente, o modelo foi determinado visando possibilitar o estudo dos processos envolvidos na auto-organização da estrutura de vínculos sociais, que rege as interações na busca por parcerias, sendo a cooperação imprescindível para a resolução de problemas complexos. Logo, as classificações aqui expostas também foram seguidas pela definição do modelo proposto, na seção 3.2 deste documento, para assegurar o estudo do ambiente escolhido.

O modelo, denominado de “*Modelo Dinâmico de Formação de Coalizão baseado na Expertise, no Comprometimento Temporal e na Reputação Temporal*”, tem seus principais componentes categorizados de acordo com os conceitos normalizados de nomeação e classificação da taxonomia proposta, com suas respectivas críticas, visam destacar os aspectos relevantes que situam e diferenciam esta pesquisa na área Formação de Coalizão.

Nas subseções a seguir, são detalhadas a classificação normalizada do modelo e a contribuição conceitual da proposta.

3.3.1 Classificação Normalizada do Modelo Proposto

As dimensões normalizadas adotadas na proposta do *Modelo Dinâmico de Formação de Coalizão baseado na Expertise, no Comprometimento Temporal e na Reputação Temporal*, que determina a presente pesquisa, estão listadas e examinadas na sequência.

Simulação de Estrutura Social (ES)

O modelo proposto simula uma comunidade na qual as relações estruturais entre indivíduos estão baseadas nos vínculos sociais. Neste modelo, as conexões entre entidades refletem contextos sociais que afetam as percepções e ações. Assim, a percepção da reputação de um agente pela comunidade em questão é derivada da agregação da reputação local desse agente, obtida das suas contribuições passadas em parcerias de sucesso – que conseguiram executar uma tarefa. Logo, a sociabilização é favorecida pela reputação adquirida em trabalhos cooperativos, pois quanto mais bem sucedido o agente, maior é o seu grau de relacionamentos, ou mais proeminente o agente se

torna na sua comunidade. Dessa forma, a reputação é empregada como um tipo de controle social na propagação da confiança, estimulando o trabalho cooperativo.

Simulação de Ambiente Orientado a Serviço (OS)

O modelo proposto também simula um ambiente em que os recursos (agentes que provêm um conjunto de competências) não são consumíveis, pois sua disponibilidade não se altera após sua utilização. Assim, cada agente provê um serviço, por meio de uma habilidade com determinado grau de *expertise*, contribuindo para que uma tarefa possa ser concluída por uma coalizão. Ao término desse serviço, o agente volta a estar apto, com as mesmas competências, para um novo trabalho em cooperação.

Classes de Problema na Cooperação por Coalizão

FORMAÇÃO DE COALIZÕES (FC)

– Baseada na Complementaridade (FCBC)

O modelo proposto não trata de um problema de Geração de Estrutura de Coalizão (CSG – *Coalition Structure Generation*) – classificado na taxonomia proposta como Formação de Coalizões Baseada na Utilidade (FCBU) –, pois as tarefas para os agentes são criadas dinamicamente, não sendo possível determinar uma estrutura de coalizão (CS – *Coalition Structure*) e uma solução ótima para o problema. Embora as coalizões neste modelo sejam de fato conjuntos disjuntos, sua união não corresponde ao total de agentes, devido à dinamicidade da criação das tarefas, que não exigem a totalidade dos agentes para executá-las. Logo, as coalizões não configuram uma partição do total de agentes. O objetivo, neste caso, é maximizar as funções de Utilidade Global, da equação (29), e de Desempenho Global, da equação (30).

No entanto, ainda assim, é possível classificar o modelo proposto como um Jogo de Coalizão de Habilidade (CSG – *Coalition Skill Game*), que justamente prioriza a complementaridade, visto que cada agente é dotado de um conjunto de competências, cada tarefa requer um conjunto de habilidades, cada coalizão apenas executa uma tarefa se seus membros atenderem às habilidades requeridas pela tarefa, e o ganho do agente nas parcerias (no caso, a reputação global) depende do subconjunto de tarefas que ele pode cumprir. Consequentemente, é possível dividir o ganho obtido na parceria, dado pelo cálculo da utilidade das coalizões de sucesso, através de uma função característica do jogo (CFG – *Characteristic Function Game*), dada na equação (15). Com base na divisão dos ganhos, os

agentes auto-interessados e autônomos aumentam, ou não, os seus ganhos – reputação global, dada na equação (27).

Em resumo, apesar de não tratar um problema de geração de CS, ainda assim o modelo proposto pode ser formalizado como um jogo de coalizão de habilidades, onde há a distribuição dos ganhos obtidos em cada parceria bem sucedida.

SEPARAÇÃO DE RECURSOS NAS COALIZÕES (SRC)

– Formação de Coalizão Sem Sobreposição: (FCSS)

Este modelo é especificado como uma jogo de coalizão de habilidades (CSG – *Coalition Skill Game*), cujo processo de formação de coalizões é dinâmico e não há uma estrutura de coalizão (CS) definida. Contudo, mesmo assim, os agentes que executam uma tarefa são dispostos em conjuntos disjuntos, caracterizando coalizões sem sobreposição.

ORGANIZAÇÃO DA FORMAÇÃO DE COALIZÕES (OFC)

– Organização Dinâmica (OD)

Este modelo é categorizado como dinâmico, pois o conjunto de tarefas que os agentes devem realizar é alterado continuamente, e os agentes entram e saem de coalizões para executá-las de forma cooperativa, à medida que novas tarefas são criadas.

MÉTODO DE FORMAÇÃO DE COALIZÃO (MFC)

– Formação Distribuída de Coalizões (FDC)

Este modelo é categorizado como distribuído, pois a organização das ações dos agentes baseia-se em informação local e incompleta. Assim, a carga computacional é dividida entre agentes, aumentando a robustez e diminuindo o tempo de processamento. Isso aumenta a comunicação entre agentes, contudo não chega a sobrecarregá-la, visto que a interação entre agentes fica restrita à vizinhança social. A distribuição também evita a solução considerada *bellum omnium contra omnes* (guerra total), em que um único elemento calcula os valores de todas as coalizões possíveis para compará-los e apontar a solução ótima – processo centralizado característico da busca pela CS (*Coalition Structure*).

FORMAÇÃO DE COALIZÕES COM RESTRIÇÕES

– Restrições por de Confiança (RC)

Neste modelo, as alianças para cooperação ocorrem entre parceiros preferenciais, com melhor reputação – compreendida como uma confiança propagada. Pelo *Algoritmo 2: reputationRewire*, dado na seção 3.2.4, os agentes adaptam suas redes locais na busca pelos parceiros de melhores resultados, dado pelo valor de sua reputação global, da equação (27), visando parcerias de maior potencial de sucesso, que tendem a prover maiores ganhos individuais e coletivos.

– Restrições por Infraestrutura de Comunicação (RIC)

A interação entre indivíduos, que promove a parceria para cooperação, é restrita por uma rede de relacionamentos sociais – o que evita uma solução *farsighted*, associada a um custo computacional proibitivo em sistemas distribuídos de larga escala. A estratégia, portanto, é distribuída, e restringe o espaço de busca por alianças à vizinhança social, permitindo também o escalonamento. Por fim, as interações ocorrem com restrições de conhecimento e de recursos.

Ainda é possível refinar essa classificação, pala categoria de redes:

- Rede Dinâmica (RD): no modelo proposto, a topologia da rede é alterada para favorecer as melhores parcerias.
- Rede Complexa (RC): o modelo proposto trata estruturas iniciais de redes complexas aleatórias, de mundo pequeno, ou livres de escala.

Tipos de Agentes

AUTO-INTERESSADOS (AI)

Agentes auto-interessados, ou egoístas, formam coalizões para maximizar seus próprios ganhos. Neste modelo, o sistema objetiva maximizar os ganhos individuais – reputação individual, ou global, da equação (27) – e também coletivo – desempenho global, da equação (30).

HETEROGÊNEOS (HT)

No modelo proposto, o agente tem diferentes níveis de expertise em diferentes habilidades. Neste caso, cada agente tem um número finito de habilidades, com diferentes níveis de *expertise*, conforme equação (2). Essa configuração também permite que os agentes sejam classificados como *Especialistas*, com distribuição heterogênea de habilidades (quando o desvio padrão é alto

em relação à média dos valores das habilidades apresentadas), e *Versáteis*, com distribuição homogênea (quando o desvio padrão é bem menor em relação à média dos valores das habilidades apresentadas).

Tipos de Tarefas

TAREFAS COMPOSTAS DE SUBTAREFAS (TS)

Cada tarefa é definida por um conjunto de habilidades, ou subtarefas, conforme equação (4), que devem ser executadas por recursos com determinadas competências, devendo ser alocada e resolvida por uma parceria de agentes em coalizão. No modelo proposto, uma vez criadas, as tarefas não são alteradas. Elas podem ser finalizadas pela expiração do seu prazo de anúncio à comunidade (quando não é possível reunir as competências necessárias em tempo hábil), logo a tarefa é considerada falha, ou por terem sido executadas por uma coalizão, quando são consideradas bem sucedidas.

TAREFAS DINÂMICAS (TD)

Neste modelo, novas tarefas são criadas e apresentadas contínua e globalmente à população de agentes, em intervalos periódicos. Portanto, o conjunto de tarefas que os agentes devem realizar é alterado dinamicamente. Como já exposto, as tarefas também são válidas por tempo pré-determinado, após o qual expiram, mesmo que ainda não tenham sido resolvidas. Entende-se que esses tipos de tarefas são característicos de processos de formação de coalizão considerados dinâmicos.

Tipos de Função de Utilidade

UTILIDADE LOCAL (UC)

Este indicador mede o esforço agregado dos agentes em uma coalizão, calculado para aferir o quão bem estão os agentes nesta parceria. No modelo proposto, a utilidade das coalizões de sucesso é calculada por uma função característica do jogo (CFG – *Characteristic Function Game*), dada na equação (15).

UTILIDADE GLOBAL (UG)

Indica o quão efetiva uma organização (comunidade de agentes) é na formação de parcerias para executar tarefas (parcerias que são bem sucedidas no trabalho cooperativo). Em geral, a utilidade global mede o esforço total acumulado das coalizões no sistema como um todo. Neste

modelo, é a razão entre a soma de todas as utilidades locais acumuladas e as utilidades máximas possíveis acumuladas das coalizões de sucesso. Um dos objetivos da comunidade também é maximizar esta função, especificada em (29).

3.3.2 Especificidades do Modelo Proposto

Os ambientes reais abordados por esta pesquisa focam a auto-organização da estrutura de vínculos sociais, em comunidades com características de empresa ou organização que trabalha com colaboradores distintos, submetidos a tarefas complexas. O *Modelo Dinâmico de Formação de Coalizão baseado na Expertise, no Comprometimento Temporal e na Reputação Temporal* tem esta denominação justamente para enfatizar sua contribuição na área de formação de coalizões, onde esses ambientes são configurados em um modelo simples, que abstrai suas características, a fim de proporcionar um estudo objetivo, embora reducionista, das tendências possíveis de comportamento coletivo. Os diferenciais, abordados de forma concomitante nesta pesquisa, são descritos na sequência.

Expertise

A variação da *expertise* escolhida para este modelo permite atribuir níveis diferenciados às competências que um agente pode ter. Essa definição simplificada abstrai os diferentes graus de atuação que indivíduos podem apresentar na realização de suas tarefas. Isso auxilia a simulação de trabalhos cooperativos, onde a reputação, que depende da *expertise*, rege as interações preferenciais.

Comprometimento Temporal

O tipo de tarefa desta pesquisa é definido por um conjunto de subtarefas, cada uma correspondente a um recurso específico, provido por um indivíduo da comunidade, executado em parcerias entre agentes vizinhos. Essa organização de subtarefas também permite o agendamento dos tempos de execução das subtarefas, ou seja, uma alocação programada da atuação dos agentes (*local time commitment*) em uma coalizão, na qual o indivíduo (recurso) pode ser liberado antes da finalização da tarefa, tornando-se apto para novos trabalhos colaborativos. Uma vez liberado, o agente pode tanto procurar uma nova parceria, quanto tentar adaptar a rede para uma estrutura social mais efetiva. Essa definição simplificada também abstrai o escalonamento de indivíduos na realização de suas tarefas, permitindo a simulação de trabalhos

cooperativos com agendamento de execução, e o estudo do seu impacto no desempenho de uma comunidade.

Reputação Temporal

Em determinadas situações, a avaliação dos resultados de parceiros em um trabalho colaborativo precisa levar em conta sua atualização. Pela percepção humana, avaliações mais recentes são mais importantes que as mais antigas, o que reflete a relevância do tempo na informação transmitida. Para mapear esta necessidade, uma função de decaimento exponencial é utilizada para determinar a recência da avaliação (o resultado dos agentes nas parcerias), que em essência, indica que quanto mais antiga, menos importante é a avaliação. Mais uma vez, é uma abstração reducionista que, no entanto, também permite analisar como esta característica pode influenciar o desempenho de uma comunidade.

3.4 Considerações finais

Neste Capítulo 3, foram apresentadas as diretrizes desta pesquisa (com o detalhamento do método adotado, que organiza os processos de investigação), e as orientações para o desenvolvimento dos mecanismos propostos para avaliação (pela especificação do modelo formal e seus algoritmos). Com esses dados, também foi possível fornecer uma visão conceitual panorâmica da presente pesquisa, segundo a taxonomia apresentada no Capítulo 2, nas discussões ao final do atual Capítulo – que traz as classificações normatizadas e especificidades da proposta. Esta concepção conceitual pode ser sintetizada como a seguir.

Concepção conceitual:

Modelo Dinâmico de Formação de Coalizão baseado na Expertise, no Comprometimento Temporal e na Reputação Temporal

1. Domínios de Aplicação

1.1. *Simulação de Estrutura Social (ES)*

1.2. *Simulação de Ambiente Orientado a Serviço (OS)*

2. Classes de Problemas em Formação de Coalizão

2.1. *Separação de Recursos nas Coalizões (SRC)*

2.1.1. *Formação de Coalizão sem Sobreposição (FCSS)*

2.2. *Formação de Coalizão (FC)*

2.2.1. *Formação de Coalizão Baseada na Complementaridade (FCBC)*

- 2.3. *Organização da Formação de Coalizões (OFC)*
 - 2.3.1. *Organização Dinâmica (OD)*
- 2.4. *Método para a Formação de Coalizão (MFC)*
 - 2.4.1. *Formação Distribuída de Coalizões (FDC)*
- 2.5. *Formação de Coalizões com Restrições (FCR)*
 - 2.5.1. *Restrições de Confiança (RC)*
 - 2.5.2. *Restrições por Infraestrutura de Comunicação (RIC)*
 - 2.5.2.1. *Rede Dinâmica (RD)*
 - 2.5.2.2. *Rede Complexa (RC)*
- 3. ***Tipos de Agentes***
 - 3.1. *Heterogêneos (HT)*
 - 3.2. *Auto-Interessados (AI)*
- 4. ***Tipos de Tarefas***
 - 4.1. *Compostas de Subtarefas (TS)*
 - 4.2. *Tarefas Dinâmicas (TD)*
- 5. ***Tipos de Funções de Utilidade***
 - 5.1. *Utilidade Global (UG)*
 - 5.2. *Utilidade Local (UL)*
- 6. ***Especificidades do Modelo***
 - 6.1. *Expertise, Comprometimento Temporal e Reputação Temporal (E-CT-RT)*

Uma apresentação comparativa também pode ser realizada entre a presente proposta e os modelos analisados no Capítulo 2 deste documento, conforme apresentado na Tab. 15 a seguir.