

Y1854431

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解北京交通大学有关保留、使用学位论文的规定。特授权北京交通大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，并采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编以供查阅和借阅。同意学校向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘。

(保密的学位论文在解密后适用本授权说明)

学位论文作者签名:

签字日期: 2010年1月14日

导师签名:

签字日期: 2010年1月14日



中图分类号: TP 18
UDC:

学校代码: 10004
密级: 公开

北京交通大学

博士学位论文

基于信任机制的多 Agent 系统协同研究

Research on Multi-Agent System Collaboration Based on Trust
Mechanism

作者姓名: 赵翔

学 号: 04112058

导师姓名: 黄厚宽

职 称: 教授

学位类别: 工学

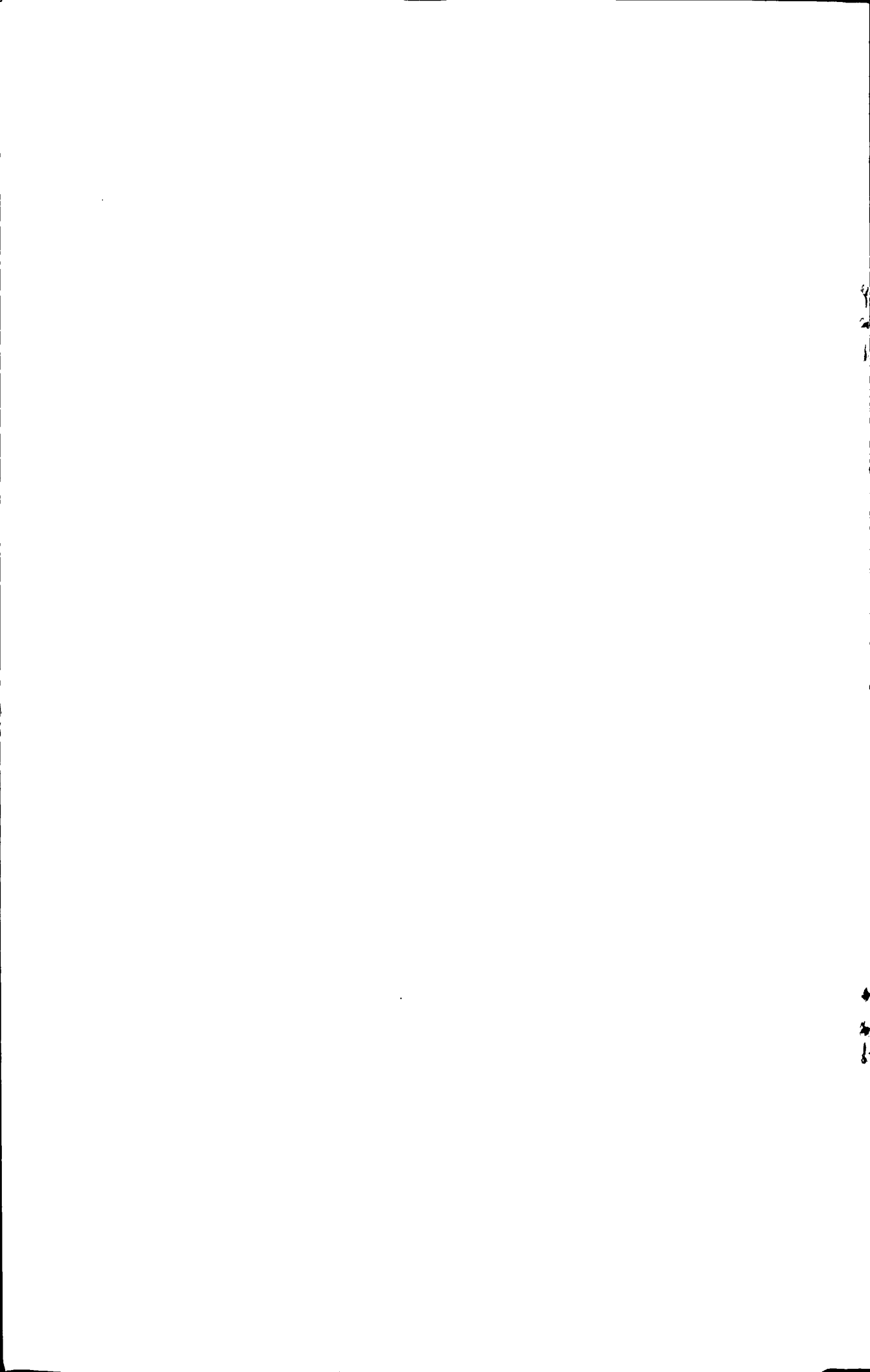
学位级别: 博士

学科专业: 计算机软件与理论

研究方向: 分布式人工智能

北京交通大学

2010 年 1 月



致谢

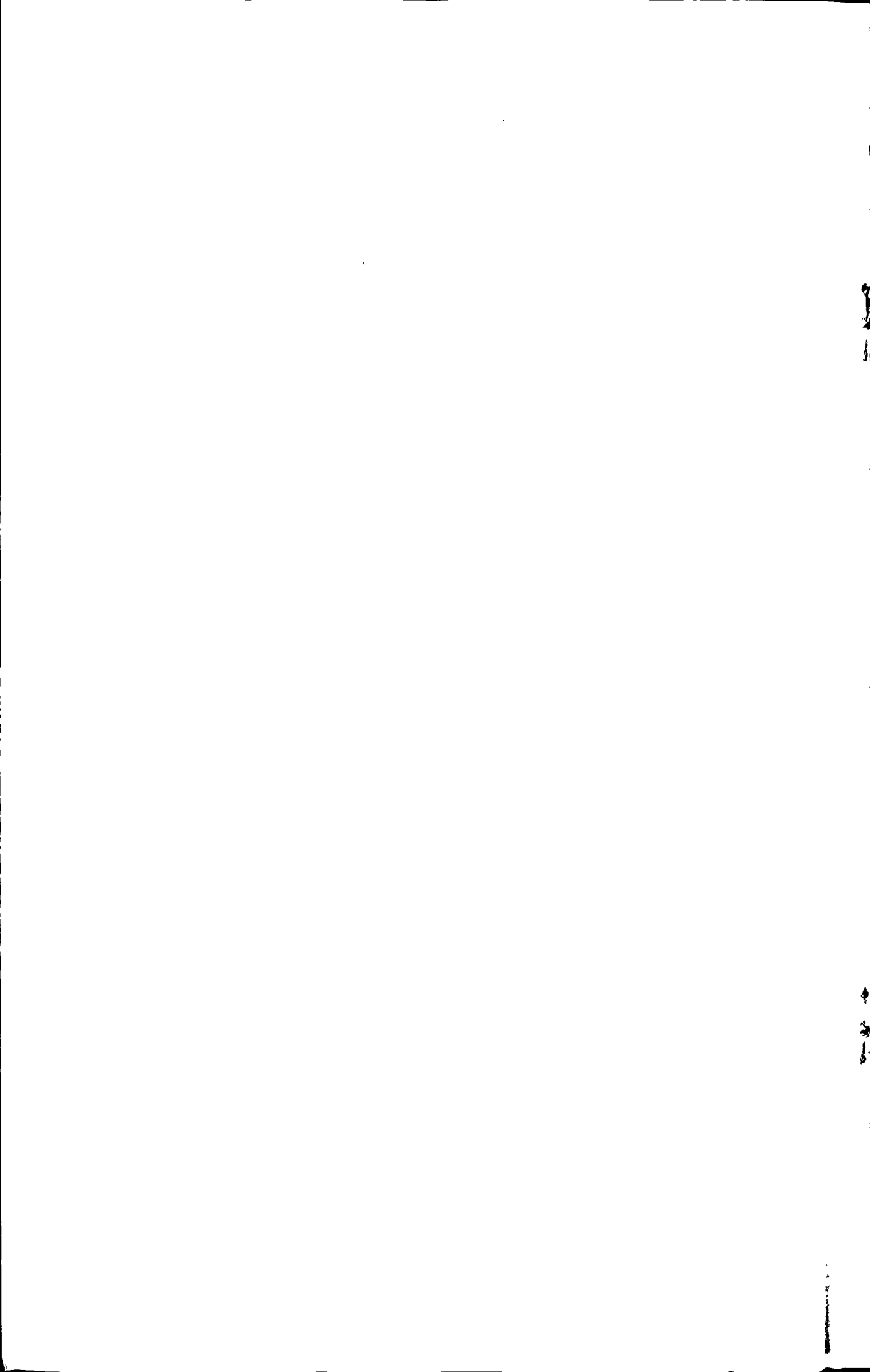
值此论文完成之际，首先谨向我尊敬的导师黄厚宽教授表示衷心的感谢！感谢导师多年来的辛勤培养，感谢导师为我取得的每一点进步所付出的大量心血。导师以他渊博的学识、深邃的思想给予我不倦的教诲和悉心的指导，使我的博士论文得以顺利地完成。导师严谨的治学态度、勤勉的工作精神、务实的生活作风和睿智的学者风范给我留下了深刻的印象。他对科学的热情和对自己信念的执着将对我今后的学习、工作和生活产生潜移默化的长远影响，令我终身受益。导师不仅为我创造了良好的学习和科研环境，同时，在日常生活中还给予我无微不至的关怀和照顾。从师多年的学习经历使我受益颇多，我将终身难忘。

在本文的研究和撰写过程中，得到了田盛丰教授、于剑教授、王志海教授热心的指导和无私的帮助，在此表示深深的谢意。同时还要感谢林友芳副教授、瞿友利副教授给予的大力帮助——他们的热情和深刻而富有洞察力的见解使我获益良多。

在博士学习期间，还得到了很多同学的帮助，与各位同学的讨论和交流使我受益匪浅。首先感谢 MAS 讨论组的董兴业博士，贺利坚、童向荣博士生。通过大家的讨论使我得到了很多启发，使我的研究和学习得到了长足的进步。还有很多同学在这几年的学习生活中给了我很多有价值的启示和建议，并给予我无私的帮助，他们是：牟少敏、尹传环、汪廷华、师智斌、廖年冬、赵静、张莹、武志峰、陈萍、恽佳丽、邱桃荣、李向军、杨蓓、李万等。他们的真诚与帮助使我度过了几年愉快而充实的生活，在此一并向他们表示诚挚的感谢！

特别要感谢我的父母、妻子、岳父母及其他家人，正是他们真诚无私的奉献和持之以恒的支持与帮助，才使我能够没有后顾之忧地专注于学业。没有他们全身心的支持与巨大的付出，我难以完成本论文。本文凝结着他们大量的心血，再次对他们表示深深的谢意。

最后，谨以本文献给所有关心、帮助和支持我的老师、亲人和朋友们！



中文摘要

摘要:随着人工智能领域的不断发展,多 Agent 系统(Multi-Agent System, MAS)协同已经成为 MAS 系统研究中一个十分重要的问题。多 Agent 协同是指多个 Agent 合理有效地解决问题或者任务的过程,它既包含了在完成任任务过程中如何处理各个 Agent 之间冲突的问题,又包含了在处理合作求解过程中采用何种求解方法的问题。目前,其研究主要集中在两个方面:面向理论的研究,面向应用的研究。理论研究主要包括协同框架的搭建,大规模自治 Agent 系统之间的合作机制。应用研究主要集中在信息采集、系统优化、移动 Agent、机器人足球赛等方面。

本文主要研究基于信任机制的 MAS 系统的协同问题,主要解决在开放动态的 MAS 环境下,如何通过生物智能方法建立 MAS 协同机制,并实现系统资源的优化配置;并且将信任机制引入到 MAS 协同工作中,以使 Agent 处理任务更有效,节省系统开销。

目前研究者采用多种方法对 MAS 协同框架进行了研究,其中较为重要的是基于对策论关于 Agent 行为协调、协作的研究。该方法已经取得了研究成果,但是它对于协同模型的设计主要体现在形式化描述方面,并没有对模型本身采用何种优化算法进行说明。本文采用基于生物智能中的人工免疫算法设计了一种 MAS 协同模型,从算法层面对 MAS 协同模型进行了研究。

分布式人工智能领域其它方面的研究进展也不断地影响着 MAS 协同研究。在开放 MAS 系统中,Agent 可以在任何时刻进入或离开,并且 Agent 本身存在自利性,传统的方法已经不适合开放环境的需要。由于开放 MAS 系统中各个 Agent 自身的特性,Agent 之间的关系对系统的影响十分明显。如何处理这些特性和关系,以更加有效地提高 MAS 系统解决问题的能力,就成为研究者十分关心的问题。我们通过研究发现,从 Agent 的个体特征和服务期望出发,改进 Agent 的信任与信誉机制,使用更类似于人类社会的机制,可以更好地处理多个 Agent 之间的协同问题,使 MAS 的研究更加适应人类社会的需要。

本文对 MAS 协同和信任机制进行了研究和讨论,将 Agent 之间的信任关系引入协同过程中,使协同工作更具有理性,并更有效。

本文的主要工作如下:

- (1) 提出了一种基于人工免疫的协同 MAS 模型,将人工免疫系统中的克隆选择、亲和力计算引入 MAS 合作求解过程中,来处理供应链管理问题,提高 Agent 个体的学习能力。通过研究多个 Agent 交互过程中各个 Agent 之间的关系,规定了 MAS 系统中的主要参数,使系统有较好的任务求解能力和求解效率。
- (2) 提出了一种应用于开放 MAS 的信任模型(E-FIRE)。它对当前流行的 FIRE

模型进行了改进,更有效地体现了系统交互过程中,Agent之间个性特征差异对信任模型的影响。E-FIRE模型引入了消费者和服务提供者的个性特征。一个消费者想要得到另一消费者在某次交互中获得的服务质量,不能仅根据该消费者在此次交互后给出的评分,而且需要考虑该消费者的期望。同时,在消费者为选择提供者而计算提供者的综合信任评分时,更多地依靠提供证据的消费者对提供者的直接信任,从而减少了Agent间的通信量。实验结果表明,在交互次数较少时,E-FIRE模型的性能与FIRE模型的性能相当;随着交互次数的增多,E-FIRE模型的性能更优。

- (3) 通过对MAS协同与协商的关系的研究,将适用于MAS协同的信任机制引入到一体化协商过程中,完善了一体化协商过程中由于Agent自利性带来的对待协商过程的态度问题。采用直接信任与证人信任相结合的综合信任机制,较好地解决了面对开放MAS环境中一体化协商过程中消耗过大、受益过小的问题。
- (4) 将信任机制引入到合同网协议中,使协议发起者通过对参与者的信任评估,帮助发起者制定合同网协议并作出评判。改进了合同网协议面对开放MAS环境中由于系统诚实与否带来的不稳定性,进而改进了合同网协议评判的效果。

关键词:多Agent系统(MAS);协同;信任;信誉;个性特征

分类号:TP18

ABSTRACT

ABSTRACT : With the development of artificial intelligence, collaborative research on Multi-Agent System has become an important issue. Collaboration is the process when multi-Agent faced problem and tasks how to settlement by a rational and effective method. It includes how to deal with conflict in tasks and which method can be choosing in solution process. At present, Collaboration research is focused on two areas: the theory-oriented research and application-oriented research. Theoretical study contains building a collaborative framework and cooperation mechanisms in large-scale autonomic system. Applied research focused on information collection, system optimization, Mobile Agent, robot soccer and so on.

This paper studies the trust mechanism based on Multi-Agent System (MAS) collaboration problem. It is mainly to solve how to establish MAS collaboration system by biological intelligent method, and to achieve the optimal allocation of system resources in a dynamics open MAS environment. And it will be introduced into the trust mechanism in the MAS to achieve the Agent for the treatment of the task more efficient, and saving system cost.

Currently, researchers using a variety of methods for multi-agent collaborative research, some of the more well-known game theory on the Agent coordination and collaborative has been researched. The method has gained a lot of research results, but they are primarily designed for the collaborative model reflects the in the formal description aspects. The model itself does not address what kind of optimization algorithms used is explained. In this paper, the artificial immune algorithm for design of a collaborative model for multi-Agent systems, from the algorithm level, collaborative model for multi-Agent systems have been studied.

Distributed artificial intelligence research in other areas progress the MAS collaborative research. In the 21st century, researchers found that in open MAS, as Agent may at any time enter or leave, and because of Agent's own self-serving nature, the traditional method is no longer suitable for the open environment. Because in the open MAS system, each Agent's own characteristics, as well as the relationship between the Agents on the system affected is very obvious. This need to introduce a new solution. And how to deal with these relationships will be improving the problem solving abilities of MAS system. Through researching found that Agent characteristics, the introduction

of the system of trust and reputation mechanisms of Agent can be more and better to dealing with Agent collaborative problem. Thus for the Agent's trust and reputation mechanisms become the important issue in the MAS collaborative system.

In this paper, MAS collaboration and trust mechanisms are fully studied and discussed, and we find in the collaborative process can be introduced trust mechanisms, and make system more rational and more effective.

The main contribution of this paper is as follows:

(1) Through the researching current MAS collaboration system, proposed a collaborative approach based on artificial immune system model. Through a multi-Agent interaction in the relationship between the various Agents provides the main parameters of the system, so that system can better solution Multi-Agent System in the task decomposition problem.

(2) Proposed trust model (E-FIRE) applying in open Multi-Agent Systems. The model introduces personality characteristics of consumers and service providers. The FIRE model was modified to more effectively reflect the interaction of Agent difference between the personality traits of trust models. Meanwhile, when consumer choicing providers, provider of integrated computing confidence rating, the greater reliance on evidence of a direct provider of consumer confidence, thereby reducing the amount of communication between Agent. The experimental results show that when there are fewer numbers of times in the interactive, E-FIRE model performance and performance of the model rather than FIRE; with an increase in the number of interactions, E-FIRE performance of the model is better.

(3) In the process of Multi-Agent Systems collaboration research, the trust mechanism will be introduced into the integrative negotiation. It solved the problem of attitude about two negotiating sides facing the same problem or task in the integrative negotiation process.

(4) In the process of Multi-Agent Systems collaboration research, the trust mechanism will be introduced into the contract net protocol (CNP). For the CNP application can effectively avoid the honesty or dishonesty environment on systems. It has a certain theoretical and practical significance.

KEYWORDS : Multi-Agent System; Collaboration; Trust; Reputation; Personal Characteristics

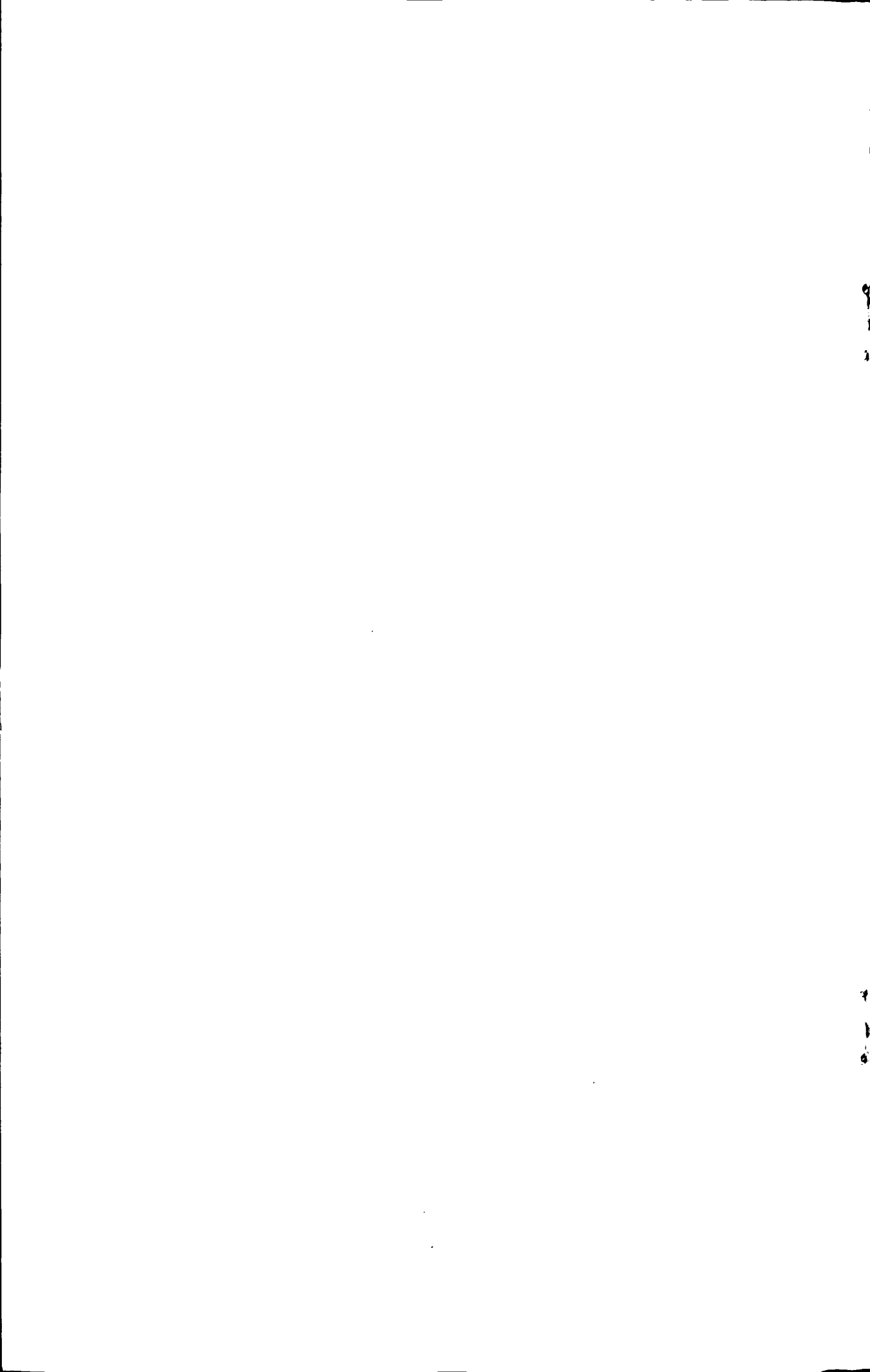
CLASSNO: TP18

目录

中文摘要	v
ABSTRACT	vii
第一章 绪论	1
1.1 MAS 研究的发展和现状	1
1.2 MAS 协同研究	5
1.2.1 MAS 中协调、协商、协作的关系	5
1.2.2 MAS 协同研究的发展及现状	6
1.2.3 MAS 协同研究的主要问题及方法	8
1.3 协同研究目前存在的问题	11
1.4 本文的主要工作	13
1.5 本文的组织结构	14
第二章 基于信任机制的 MAS 协同研究	16
2.1 信任机制简介	16
2.2 信任机制相关问题的研究	18
2.2.1 信任的概念模型	18
2.2.2 信任的表示和度量方法	19
2.2.3 信任机制的体系结构	20
2.2.4 信任机制的构建	22
2.2.5 信任机制的测试和开发平台	26
2.2.6 信任机制的应用	26
2.3 信任机制在 MAS 协同研究中的意义	27
2.4 本章小结	28
第三章 基于生物智能的 MAS 协同框架研究	30
3.1 人工免疫理论	30
3.1.1 克隆选择原理	31
3.1.2 免疫记忆	32
3.2 问题描述	33
3.3 基于 AIS 的 MAS 控制框架	34
3.3.1 个体 AIS Agent 的控制结构	36
3.3.2 控制单元和响应	37
3.3.3 亲和力计算	37

3.3.4	特征匹配.....	38
3.3.5	克隆选择过程.....	40
3.3.6	释放机制.....	43
3.4	基于 AIS 的 MAS 协同控制流程	44
3.5	基于 AIS 的 MAS 协同系统实验结果及分析	45
3.6	本章小结.....	47
第四章	开放 MAS 系统的一个信任信誉系统模型.....	49
4.1	E-FIRE 模型.....	50
4.1.1	消费者 Agent 的评定方法.....	51
4.1.2	提供者 Agent 的服务质量.....	52
4.1.3	计算信任的算法.....	53
4.2	实验环境.....	56
4.3	实验结果.....	58
4.4	本章小结.....	61
第五章	基于 MAS 协同与信任机制的一体化协商研究.....	63
5.1	MAS 协同在一体化协商研究中的借鉴意义.....	63
5.2	基于信任机制的一体化协商模型.....	64
5.2.1	一体化协商的研究现状及不足.....	65
5.2.2	基于信任机制的一体化协商.....	65
5.3	信任算法描述.....	66
5.3.1	一体化协商中的直接信任.....	66
5.3.2	一体化协商中的间接信任.....	67
5.3.3	一体化协商的综合信任计算.....	68
5.4	一体化协商模型在供应链管理中的应用.....	69
5.4.1	实验环境设定.....	71
5.4.2	实验结果分析.....	72
5.5	本章小结.....	74
第六章	基于信任机制的合同网协议.....	75
6.1	合同网协议.....	75
6.2	信任机制的引入.....	76
6.2.1	信任模型及其组件.....	77
6.2.2	全局信任.....	79
6.3	基于信任模型(contract network)的合同网协议.....	79
6.4	实验环境及结果.....	80

6.4.1 实验设置	81
6.4.2 实验结论	82
6.5 本章小结	84
第七章 结束语	86
7.1 本文工作总结	86
7.2 进一步研究的展望	87
参考文献	89
攻读博士期间发表和已录用的学术论文	99
独创性声明	101
学位论文数据集	102



第一章 绪论

随着信息技术的迅猛发展, 人工智能的研究也取得了长足的进步。由于多 Agent 系统 (Multi-Agent System, MAS) 具有分布性、智能性、自治性等特点, 以及在处理任务分解、调解冲突、合理分配资源等方面的优点, 受到了国内外越来越多学者的关注。在处理当前开放式大规模的应用问题中, MAS 具有十分重要的意义。

1.1 MAS 研究的发展和现状

Agent 理论与技术, 特别是其中的 MAS 理论与技术, 为分布式开放系统的研究和设计提供了一个崭新的途径, 被研究者誉为“系统开发的又一重大突破”^[1,2]。Agent 理论与技术的研究源于分布式人工智能 (Distributed Artificial Intelligence, DAI), 但从 80 年代末开始, Agent 理论与技术的研究从 DAI 领域中拓展开来, 并与许多其他领域相互借鉴和融合, 在许多不同于最初 DAI 应用的领域得到了更广泛的应用。面向 Agent 的技术作为一门设计和开发分布式应用系统的新方法已经得到了学术界和企业界的广泛关注。

随着人工智能领域的发展, MAS 理论与技术自 20 世纪 70 年代末得到了迅猛的发展。MAS 源于传统的人工智能, 对现代计算机科学以及应用领域的研究具有十分重要的意义, 也解决了一些传统人工智能无法解决或者不容易解决的问题^[1]。面对现在开放、异构的大规模分布式系统, 计算机已经不再是一个独立运行的系统。研究发现针对这样越来越复杂的计算机系统, 传统的人工智能研究已经不能适应。从人类社会的角度出发, 人类的智能不仅表现在单个人的智能行为之中, 更表现在人类社会中的各种组织以至整个社会的智能行为之中, 因此, MAS 结构比传统人工智能更一般地体现了人类智能。同时, 网络及多处理器的硬件和软件研究以及并行计算的发展也为 MAS 系统的实现提供了必要的支持。

介绍 MAS 之前我们首先介绍一下 Agent。对 Agent 的定义同定义智能一样困难, 所以 Agent 到目前还没有一个统一的定义, 研究者根据自己的研究方向给 Agent 下了各种各样的定义。其中较为流行的有以下几种定义。FIPA^[3] (Foundation for Intelligent Physical Agent) 对 Agent 定义是: Agent 是驻留于环境中的实体, 它可以解释环境中所发生事件的数据, 并执行对环境产生影响的行为。Marvin Minsky^[4] 从多 Agent 系统的社会智能的角度, 对 Agent 进行了定义: 一些进程我们称之为 Agent, 每一个 Agent 本身只会做些简单的事情, 但当我们用特定方法将这些 Agent

组成一个 Agent 群时，就产生了真正的智能。

在有关 Agent 特性的研究中，最经典和广为接受的是 Wooldridge 和 Jennings 等人有关 Agent 的“弱定义”和“强定义”^[5]。

定义 1.1 Agent 的弱定义

具有以下特性的软件或硬件系统被称为 Agent:

- (1) 自治性(Autonomy): 在没有其他个体或系统的直接干预下可以自主操作，并能控制自身行为和内部状态;
- (2) 社会性(Social Ability): 在交互过程中，能够通过某种通信语言与系统中其它 Agent 进行交互;
- (3) 反应性(Reactivity): 自身可以感知所处的环境，并对环境的变化可以做出实时的反应，并可通过自身行为改变环境;
- (4) 主动性(Pro-activity): 不仅可以简单地对所处环境做出反应，而且可以根据环境或自身的需要主动地表现出目标驱动的行为(Goal-directed Behavior)。

定义 1.2 关于 Agent 的强定义

关于 Agent 的强定义除了包括定义 1.1 中的四个特性以外，Agent 还具有以下主观状态:

- (1) 知识和信念: 知识是指在系统环境中，个体不仅可以动态收集信息，而且可对信息进行推理，甚至可以根据特定环境选择相应的策略; 信念是指系统中的个体对系统中的其他个体或任务的看法，它是随环境变化的，并且可以同系统中其它个体交互和共享这些看法;
- (2) 意图和义务: 意图反映了系统中个体在整个生命周期中的长期目标，该目标将会分解为许多短期目标，为了达到短期目标，个体将执行一些单独的任务，并负责任务的完成，即对此任务具有义务;
- (3) 诚实和理性: 系统中的个体有义务反映系统的真实情况，即认为个体是诚实可靠的，个体的行为是为了满足目标或实现任务，而不会故意阻止其目标或任务的实现。

当然这只是对 Agent 的特性的定义，针对不同的应用环境，Agent 还具有其他一些特性如: 移动性、自适应性、通信能力(包括协商、协作等能力)、理性、持续性或时间连续性、自启动、自利等^[6]。

90 年代中期，Rao 和 Georgeff 根据 Agent 自身特性，从意识出发提出了 Agent 的 BDI 模型^[7]来描述 Agent。该模型在 Agent 模型研究中是具有划时代意义的工作。从意识立场出发，一般把信念(Belief)、愿望(Desire)和意图(Intention)当作基本的思维属性(简称 BDI)。在 Rao 和 Georgeff 提出的 BDI(belief-desire-intention)模型中，

用信念、愿望和意图这三类意识态度表示 Agent 的结构，并最终通过规划库来研究 BDI 模型的抽象性质和推理过程^[7,8]。另外，在 Agent 形式化方面，目前最常用的形式化工具是模态逻辑和可能世界语义，即将意识态度看成是一种模态。关于模态逻辑和可能世界语义的研究已形成一整套的相关理论，成为表示和推理 Agent 和 MAS 系统的最有力的工具。图 1.1 所示是 BDI 模型的基本结构以及相关的理论^[1]。

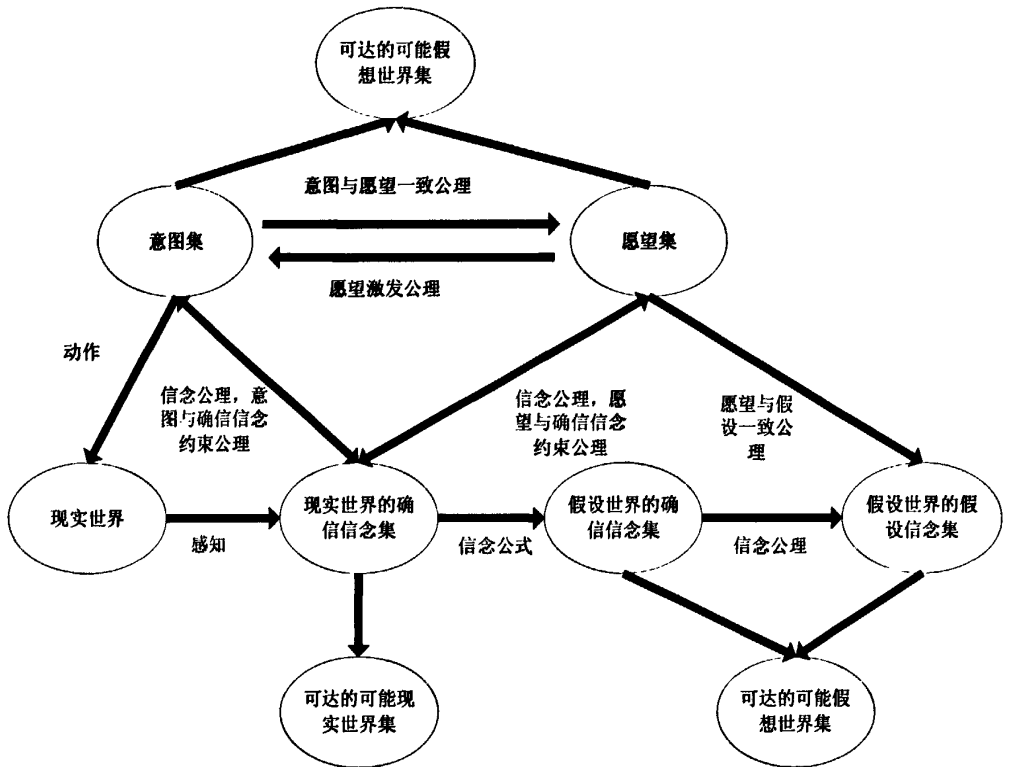


图 1.1 Agent 的 BDI 模型及相关理论^[1]

Figure 1.1 Agent-BDI model and related theories^[1]

MAS 由多个 Agent 组成，是一种分布式自主系统。MAS 的表现通过 Agent 的交互来实现，主要研究多个 Agent 为了联合采取行动或求解问题，如何协调各自的知识、目标、规划和策略，研究重点在于智能 Agent 以及 Agent 之间的交互。在 20 世纪 90 年代初期以前，MAS 系统的研究完全独立于单个 Agent 的研究。MAS 是从 20 世纪 80 年代才开始研究，到 20 世纪 90 年代中期才得到广泛的认可。

20 世纪 80 年代初，V. Lesser^[9]开发了分布式车辆测试床 (DVMT)。该测试床采用多个独立的求解器，通信方式采用传统的基于黑板结构的方式，从而达到从分布传感器获得数据的目的，解决全局车辆交通状况的问题，同时还通过 DVMT

研究了 Agent 组织和局部规划共享等问题。R.Smith^[10]提出经典合同网协议,该协议采用任务公布的方式,有任务求解需求的 Agent 与有求解能力的 Agent 通过建立联系形成求解合同,协议规定了通信的角色、性质、信息流的方向和顺序等,对协议内容和协商方式不加约束,是一种灵活的任务分配机制。

80年代末 90年代初, MAS 研究工作集中在 MAS 规划和协商等方面。协商主要通过以下五种方式实现: 拍卖、基于对策论的协商、基于启发式的协商、基于辩论的协商和基于兴趣的协商。其中以基于对策论的协商最为著名。对策论关于 Agent 协商的研究是以 Von Neumann 的效用理论为基础的^[11]。

Rosenschein 对于 Agent 在目标有冲突情况下的交互进行了深入的研究,运用对策论建立了“理性 Agent”交互的静态模型,成为 MAS 协商与协同问题的形式化理论基础^[13]。Rosenschein 在其著名文章“没有通信的协同”^[13]以及随后的博士论文“理性交互: 智能 Agent 之间的合作”^[12]中以对策论的方法阐述了理性 Agent 协同、协商的条件,并指出,即使在没有通信的情况下, Agent 也可以根据对方及本方效用模型,选择适当的行为,使各 Agent 的行为就象事先经过通信协商一样。此后,他和他的学生继续运用对策论研究 MAS 协商、规划等问题,使静态 MAS 协商、协同问题研究趋于完善。在 Rosenschein 的影响下,许多学者运用对策论对 MAS 的协商、规划以及无通信的协调进行了形式化研究,这些研究都是在自主 Agent 目标矛盾的前提下,研究如何通过建立对方模型或通过协商、协调各自行为或通过协作实现共同目标的,有的研究考虑了对时间的偏好,有的研究面向开放的环境^[1]。

90年代后期到 21 世纪, MAS 的研究更加活跃,研究的内容也更加广泛,包括 MAS 模型设计、MAS 规划与合作求解、MAS 通信语言和面向 Agent 的程序设计、Agent 联盟和组织、MAS 自主学习以及 MAS 在各领域的应用等。这期间随着 Agent 研究的不断深入,面向 Agent 的语言也逐渐发展起来。Agent 通信语言以言语行为理论为基础,较为著名的有 Tim Finin 在知识共享计划中提出的知识查询与操纵语言 KQML^[14]和 FIPA 标准中的 Agent 通信语言 ACL,从而支持 Agent 的合作求解和知识共享。Y.Shoham 在此期间提出了面向 Agent 的程序设计(AOP)计算框架^[15],可以直接用思维属性进行 Agent 程序设计。实现 AOP 思想的第一种语言是 AGENT0^[15],此后出现了 PLACA^[16]、AGENT-K^[17]、Concurrent MetateM^[18]、AgentSpeak(L)^[19]、3APL^[20]和 ConGolog^[21]等多种 AOP 语言。此外,通过对 Agent 特点以及人类社会的研究,研究者提出了 MAS 拍卖机制、基于微观经济学市场平衡理论的 MAS 决策和 MAS 学习等问题的研究。

目前国内外 MAS 研究主要包括以下几方面的内容:

(1) MAS 理论及模型研究,主要是为 Agent 及 MAS 的行为建立公式化的描

述逻辑及模型，以解决采用模态逻辑建立的模型的“逻辑全知”问题。

(2) MAS 合作机制的研究。包括在处理复杂问题任务时，系统中的 Agent 如何组成，任务和资源如何分配，各 Agent 协作是采用何种协作策略等问题。

(3) MAS 系统中的通信协议及语言。从传统的黑板结构的知识传递到利用网络技术实现的知识交互规范语言 ACL，以及面向 Agent 的程序设计 (AOP) 都为 Agent 的协作奠定了基础。为了适应环境的变化，对于交互语言的自动扩充词汇集以及 Agent 在交互过程中通过通信完成自学习的研究正在进一步加深。

(4) 随着网络技术的不断发展，以及 Agent 应用的不断延伸，移动 Agent 的研究也在不断深入。

1.2 MAS 协同研究

协同问题因为对 MAS 合作求解以及设计机制具有十分重要的意义，所以逐渐成为 MAS 研究的核心问题^[1]。MAS 协同问题包括 MAS 协调 (MultiAgent Coordination) 与 MAS 协作 (MultiAgent Collaboration) 两方面内容。在 MAS 中，面对各种不同的任务或资源，Agent 之间必然存在合作或者竞争的关系，如何处理这些关系、如何根据 Agent 自身的特点采用策略有效顺利地完成任务，必然成为 MAS 研究的重点。MAS 协同问题的研究就是针对以上的问题提出的。

MAS 是以人类社会为基础进行研究的。在开放、动态的 MAS 环境下，具有不同目标的多个自主 Agent 必须对其目标、资源的使用进行协调。例如，在出现资源冲突时，若没有很好的协调，可能无法顺利完成任务，更有可能使系统出现死锁。而在另一种情况下，当单个 Agent 无法独立完成目标，需要其它 Agent 帮助时，Agent 会通过通讯以及采用有效的合作策略来达到完成任务的目的，这样就出现了 Agent 协作。

1.2.1 MAS 中协调、协商、协作的关系

在 MAS 研究过程中协调、协商、协作是十分重要的概念，三者有着十分紧密的联系，但又因为处理和解决问题的角度不同，又具有各自的特点。MAS 协同研究可以从广义和狭义两个方面来讨论。从广义角度而言，在 MAS 系统中只要存在交互就存在协同，协同问题就是 Agent 间的交互问题，其中包括合理解决资源配置，有效避免冲突，提高系统完成任务、解决问题的能力 and 效率等问题。关于合理配置资源主要是通过协作的方法解决的；而关于避免冲突，解决矛盾主要是通过协调的方式处理的，而协商又是其中的重要方法和手段。关于三者的研究是 MAS

研究中的核心问题,这样看来协调、协商与协作只是 MAS 协同研究的方法和手段。但是关于协商问题。由于本身涉及的策略和方法已经自成体系,同时由于协商的主要目标是处理 Agent 交互过程中由于竞争目的不同而产生的矛盾,而我们这里研究的协同处理的问题是在目的相同的前提下进行的,主要解决的问题是交互过程中由于系统资源的限制而产生的有关协作策略选择以及消除矛盾的方法。同协商研究有很大的不同。

本文指的 MAS 协同主要是从狭义角度进行说明的,即在 Agent 共同完成任务中采用何种合作策略,遇到冲突或竞争时如何协调系统的矛盾。主要包括协调和协作两方面的内容。关于协调、协商、协作三者的关系, Jennings^[36]做了比较深入的研究,他将 Agent 交互分为三种类型,即协调、协作与协商。协调是指形成一套问题求解的行为,以便能避免对双方有害的交互,而发掘出对双方都有利的交互,比如签署互利合同、联盟等。协作是指为了一个共同的目标统一行动,比如一个球队内部之间就是协作关系。双方的目标可能不一样,但不会冲突。协商是指双方谈判,最终取得一致意见,一般是双方的利益和目标遇到冲突,希望通过谈判解决冲突,但双方之间无合作关系,比如签署停战协议等。

由此可见,协调、协商以及协作都是 MAS 解决问题的基本方法,虽然都有自己主要适应的应用问题,但是由于 MAS 系统本身是一个开放的复杂的系统,在处理问题的过程中,三者都会得到应用,从而实现 MAS 合作求解的目的。从狭义角度来说三者是独立的解决问题的方法,而从广义角度而言, MAS 协同研究就是为了解决 Agent 交互过程中出现的合作或竞争的关系,协调各个 Agent 之间以及 Agent 与系统之间的关系,所以说协调、协商、协作又是广义协同研究的一部分。

1.2.2 MAS 协同研究的发展及现状

MAS 协同问题的研究是 MAS 研究中一个十分重要的问题。协同是指 MAS 之间面对一个问题或者任务如何合理有效求解的过程,这样它既包含了完成任务过程中如何处理各个 Agent 之间解决冲突的问题,又包含了在处理合作求解过程中,采用何种合作求解方法的问题。目前,协同问题的研究主要集中在面向理论的研究和面向应用的研究两个方面。理论研究主要有协同框架的搭建,大规模自治系统之间的合作机制,以及分布式人工智能的理论研究等方面。协同问题针对应用方面的研究主要集中在信息采集、系统优化、移动 Agent 和机器人足球赛等方面。

目前研究者采用多种方法对 MAS 协同框架进行了研究,其中较为著名的是基于对策论关于 Agent 行为协调、协作的研究,该方法以 Von Neumann 的效用理论为基础的^[11]。其中 Agent 的目标集被定义为偏序的偏好集——效用集。算法基本

描述如下：对任一目标 g ，使某一 Agent i 的效用 $u(i, g)$ 最大，而不能使另一 Agent j 的效用 $u(j, g)$ 最大，就需要协调；如果 $U(X \cup Y) \geq U(X) + U(Y)$ ，其中 $U(X)$ ， $U(Y)$ 分别表示 Agent x 和 Agent y 的效用函数，即 $u(x, g)$ 和 $u(y, g)$ 协作就可以实现。在实际系统中，协调总是必需的，而协作则是不一定总能实现的。任何协作本身也是一种协调，最佳协作策略等价于最佳协调策略。

同时，Massachusetts 大学的 DVMT 小组也对协同问题进行了大量的研究。他们在强化 FA/C 与 PGP 方法的基础上^[9,37]，采用元级通信的方法协调半自主 Agent 的计算^[38]。Macintosh 运用启发式方法将协作引入机器定理证明^[39]。

分布式人工智能 (DAI) 其它方面的研究进展也不断地影响着 MAS 协调、协作的研究。八十年代中后期，C.Hewitt 提出开放 DAI 系统的思想^[40]，对 Rosenschein 传统的静态交互模型提出挑战。现实世界是开放的、动态的，协调与协作也就是开放的、动态的^[41]。该思想的提出，将 MAS 引入到了开放式动态环境的阶段。同时还将计算生态学引入到了 MAS 协同研究中。Agent 在开放的、动态的环境中不一定具备很强的推理能力，但可以通过不断的交互，逐步协调与环境以及 Agent 之间的关系，使整个系统体现一种进化的能力，类似生态系统。同时 BDI 模型则反过来强调交互中 Agent 信念、愿望和意图的理性平衡^[1]。

还有学者从人类社会的角度对 MAS 协同进行了规定，将 MAS 比作人类社会，Agent 作为社会中的一个个体或者组织，其中具有代表性的是 D.Connah 和 Martial^[22,26]。D.Connah 从社会心理学的角度给出三种 Agent 协同工作风格：仁慈好施型、利他主义型和自私自利型^[22]。Martial 认为，在 MAS 环境中，Agent 的交互有两种关系类型：负关系与正关系^[26]。负关系对协同具有负面影响导致冲突，对于冲突的消解构成协调；正关系表示 Agent 的子规划有重叠部分或某 Agent 具有其它 Agent 不具备的能力，各 Agent 可以通过协作获得利益。

进入 21 世纪，随着网络技术的不断发展，研究者将 MAS 协同思想也逐渐引入网络计算和语义理解中。学者们发现在诸如网络或大规模分布式系统中，Agent 所处的环境不再是静态的，Agent 可以在任何时刻进入或离开，MAS 系统中各个 Agent 自身的特点，以及 Agent 之间的关系对系统的影响十分明显。而如何处理这些关系，更加有效地提高 MAS 系统解决问题的能力，成为研究者十分关心的问题。通过研究发现，从 Agent 个体特征出发，将人类社会中的信任与信誉机制引入到 MAS 协同工作过程中，可以更好地处理 MAS 协同问题，使得 MAS 的研究更加适应人类社会的需要。因而对于 Agent 之间的信任和信誉的研究成为当前 MAS 系统研究中一个十分重要的研究内容，其中以 ReGreT 模型^[23]和 FIRE 模型^[24]最为著名。

1.2.3 MAS 协同研究的主要问题及方法

MAS 协同研究的目的是通过 Agent 在交互过程中采用合适的算法和策略, 将系统资源合理配置, 避免交互过程 Agent 之间的冲突, 使合作求解的效用大于独立完成任务的效用。因此 Agent 之间如何协调一致, 形成统一的行动步调或者规范就成为多 Agent 协同研究的主要目的。在研究过程中需要考虑的问题主要包括如下五个方面。

(1) MAS 协同工作时 Agent 的自主性的设计与判定: 在 MAS 交互过程中, Agent 按照设计者所规定的角色在合作中实现各自的功能。在 MAS 中, Agent 的自主性是基本假设。Agent 要满足个体理性, 即在个体效用最大的前提下, 选择自身的动作; 同时满足 Pareto^[27] 最优的要求, 如果无法实现上述要求, Agent 无法进行合作求解。对于分布式问题求解 (Distributed Problem Solved, DPS) 中完全协作的 Agent, 相当于将协作作为最大效用。由研究内容我们可以看出, 我们可以通过 MAS 协同框架的设计和解释有效地解决研究过程中的相关问题。

(2) MAS 协同过程中 Agent 的数量: 随着 MAS 的发展, 无论是 Agent 数量还是 Agent 所在的环境都发生了变化。在开放式 MAS 环境下, Agent 可以自由进出系统。Agent 合作策略可以采用两两合作, 部分 Agent 合作 (一般需要同时考虑与其他 Agent 对抗), 或全体 Agent 合作的方式进行求解, 这样对求解策略的选择就提出了更高的要求。现在通常采用 Agent 自身特性对开放 MAS 系统研究中的相应问题进行改进, 而其中采用信任信誉模型是较为流行的解决方案。

(3) MAS 协同研究中问题域 (任务域) 的选择: Agent 在交互过程中, Agent 之间的交互关系存在正负两种关系的问题域。对于负关系交互的问题域, Agent 交互的目的是要进行冲突消解, 而在正关系交互问题域, Agent 间通过交互进行合作, 提高自身的效用和系统整体效用。其实这里的问题域也可以看做是竞争与合作的关系问题, 可以通过协商和协同关系方面的研究来处理。

(4) MAS 协同时合作阶段的设定: 合作可分为达成合作承诺阶段和合作实施阶段。对 DPS 而言, 合作中的角色是预定的, 研究主要针对合作实施。对 MAS 协同而言, 研究针对如何达成合作承诺。

(5) MAS 协同时资源分配与处理冲突的协调方式: 在 Agent 协同过程中, 为了完成任务, 解决问题, 对于系统资源的分配以及交互过程中冲突问题的处理需要协调的方法解决, 协调可分为显式协调 (即协商) 和隐式协调, 如社会法则、行为规范和过滤策略等。

从以上五个方面看, 可以通过以下四种方法对 Agent 协同问题进行研究。(1) 基于规范的协同, (2) 采用协商处理冲突并达成一致, (3) 基于对策论的方法处理

MAS 协同问题, (4)群体 Agent 合作求解。图 1.2 对 MAS 协同问题的发展及处理问题的主要方法进行了简单的描述, 下面对上述提到的处理 MAS 协同的方法进行说明。

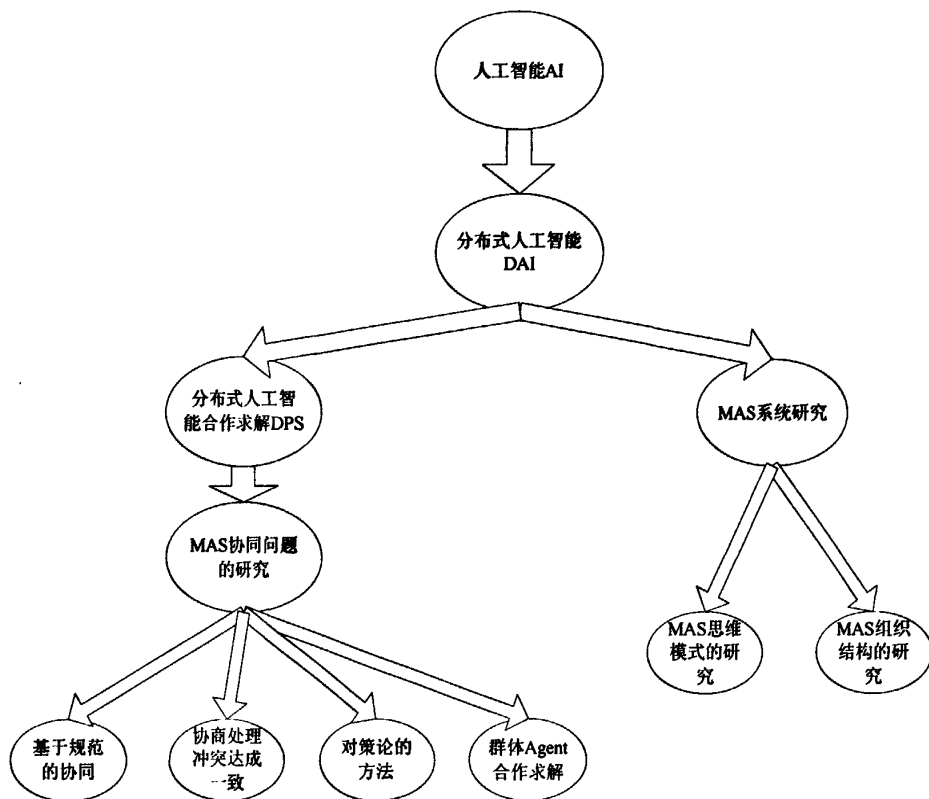


图 1.2 MAS 协同研究的发展及主要方法

Figure 1.2 The development and main method of MAS collaborative research

(1) 基于规范的协同

Shoham^[15]通过对人类社会的研究提出了社会 MAS 以及如何定义 Agent 的社会性, 使 Agent 在协同过程中进行状态转换的规划, 同时指出状态转换规划问题是 NP 完全的。他指出处理协同问题可以采用两种极端方式。一是自由竞争方式, 该方式中 Agent 通过协商和更多的通信实现协同工作, 可是这种方式有可能使系统求解性能降低; 二是采用集中控制方法, MAS 环境完全限制 Agent 的个体行为, 系统的运行通过中心规划器统一管理, 该方式没有体现 Agent 的个体特征, 同时要求中心规划器具有极强的处理能力。通过对两种方式的研究, Shoham 提出了社会法则方法处理 MAS 协同问题, 这种方法就是要在两个极端之间寻找平衡, 既保留各个 Agent 行为的自由, 也使它们之间的行为彼此协作^[15]。

Jennings^[28]提出所有的协同机制最终都可归结为承诺和其附带的规范, 并给出

“协同=承诺+规范+社会性规范+局部推理”的范式。协同的目标是解决单个 Agent 由于按自己的目的、知识与能力进行活动而出现的矛盾和冲突的情景。

(2) 采用协商处理冲突并达成一致

自 Parsons 和 Jennings^[29]提出通过论据来协商的方法以来, 协商得到了很快的发展, Sierra 等^[30]建立了基于论据的协商框架, Kraus 等^[33]建立了相应的逻辑模型和实现, 使基于劝说的协商成为主要的协商方法。

Matos 等^[31]提出基于遗传算法的成功协商策略。将每一种策略视为一个基因, 通过交叉变异, 产生新的策略, 通过策略在变化环境中协商的成功情况, 进而选择最有生命力的策略作为成功的策略并得到保留。

Brazier 等^[32]对于系统中一对多协商机制的单调性、收敛性和理性给出组合的验证方法。

协商是针对任务 $L_1 \cup L_2$ 进行重分配的过程, 若存在一个双方满意的分配 $L_1' \cup L_2'$, 可以得出一个联合规划, 称为 deal。如果没有另一个 deal δ 使两 Agent 的费用都减少, 那么一个 deal δ 为 Pareto 最优。协商集 NS 是所有 Pareto 最优的 deal 集。协商是在 NS 上进行的, 如果协商的结果不增加 Agent 的费用, 并且至少一个 Agent 费用降低, 则称这样的问题领域为合作域, 否则, 则是冲突域^[34]。

(3) 基于对策论的方法处理 MAS 协同问题

对策论主要是对理性自利 Agent 的决策和相互作用进行解释, 这里理性的含义是在给定的约束条件下最大化自己的偏好。与传统的逻辑方法中以 BDI 为核心的研究不同, 对策论方法研究 MAS 是以效用函数为核心, 以效用最大化为目标的。

Rosenschein^[12]对于 Agent 在目标有冲突情况下的交互进行了深入的研究, 运用对策论建立了“理性 Agent”交互的静态模型, 成为 MAS 协调与协作问题的形式化理论基础。Rosenschein^[13]指出即使在没有通信的情况下, Agent 也可以根据对方及本方效用模型, 选择适当的行为, 使 Agent 的行为就象事先经过通信协调一样。事实上, 在 Rosenschein 研究的问题中, Agent 的协调都使用 Nash 平衡解, 因而可以有效协调, 但不能达到协作。

Rosenschein 的 Agent 交互理论使 DAI 研究者认识到, 使用已有知识进行推理可以取代通常很昂贵的通信。但是, 他的理论仍存在局限, 比如假设知识是完备的(即 Agent 完全知道别的 Agent 的效用函数), 而且 Agent 交互为单遇(只交互一次)。

Sandholm 分析了组合最优问题中自利 Agent 的联盟问题^[42], 当考虑计算资源的耗费时, 就应当采用有限理性模型。自利的 Agent 通常可以通过相互合作来减小耗费, 这可以通过联盟来实现。在有限理性的情况下, 定义了联盟的特征函数和受限理性核的概念。在此基础上, 平行于经典对策论的工作, 证明了受限理性核存在的充分与必要条件。

从 MAS 的研究成果可以看到, 20 世纪 80 年代中期以来, 以对策论作为理论基础的研究是一个很重要的组成部分。然而, 这些研究仍存在一些不足, 基本未超出 Rosenschein^[13]的理论模式, 而所依赖的对策论又基本未超出 Nash^[43,44]中的传统理论。很多文献都声明“无历史信息”, 而在人类社会中历史信息是人们交互时的重要依据。近年来, 对策论在研究不完全信息时强调了其它 Agent 的效用模型可以随“历史信息”不断修正^[1], 而“历史信息”主要从多次交互中获得。另外, 在 MAS 的研究中, 对于信息的表示与推理占有重要的位置, 但在对策论方法中, 通常只用概率分布模型来表示信息, 用 Bayes 公式代替推理, 这显然是不够的。

(4) 群体 Agent 合作求解

Peter Stone 和 M. Veloso^[48] 将 Agent 的结构异同以及 Agent 之间的通信两种属性结合起来, 将 MAS 分为四种类型: 同类非通信, 异类非通信, 同类通信, 异类通信。同类非通信的 MAS 结构最简单, 限制也最大, 异类通信的 MAS 结构最复杂, 限制也最小, 实际中的大部分 MAS 都属于这一类。

Wooldridge 和 Jennings^[35]给出了一个面向共同目标的合作求解过程的四步模型: 识别潜在的合作; 队形成; 联合规划的形成; 队活动。对群体 Agent 合作过程有了比较清晰的认识, 并可以分别针对合作的不同阶段进行研究。

在研究任务分解和分配方面, Barber^[47]认为问题求解包括 Agent 组织形成、规划产生、任务分解、规划集中和规划执行等 5 个相对独立的部分; Shehory 和 Kraus^[45]针对任务分配问题, 以降低计算复杂度为目的, 分别给出了在重叠分配和非重叠分配两种情况的次优算法, 并从理论上证明算法复杂度属于多项式级; Kraus 和 Plotkin^[46]从分配策略和 Agent 强度两方面将任务分配问题分解为两个子问题, 以网络排队的方法为工具, 通过 Agent 的能力(包括解决任务的速度和强度的能力)、任务的到达密度给出了一种数学模型和分布式的任务分配算法。

当然关于 MAS 协同问题的研究还有其他的一些方法, 目前随着人工智能研究的不断深入, 有关生物智能的研究也得到了迅猛的发展, 将生物智能中的一些算法和策略应用于 MAS 协同中的框架设计以及策略选择方面, 也成为了 MAS 协同研究中的又一重要内容。

1.3 协同研究目前存在的问题

协同问题是 MAS 研究的核心问题, 目前已经采用了很多方法, 但是随着开放式 MAS 系统的不断发展, 系统变的越来越复杂, 传统的方法都出现的一些问题, 比如关于 MAS 协同框架的研究主要采用是 Agent 理性平衡方法^[12]和基于生物智能的计算^[107-109]两种方法。如理性平衡的研究过于强调思维属性的逻辑定义, 缺乏实

用性。基于生物智能计算的方法主要采用集中式问题求解的方法，并没有体现 Agent 的智能性和自治性。

目前 MAS 协同问题在处理开放式 MAS 环境中主要存在以下几种问题：

(1) 如何有效地通过现有方法设计出适应开放 MAS 动态特性的协同模型。

目前研究者们正试图将理性交互理论^[12]与计算生态学^[100]结合起来。Rosenschein 的理性交互理论过于强调 Agent，而忽视了系统特性；计算生态学过于强调系统特性，而不适当地将 Agent 认为是低智能的。如何将二者集合起来设计出适应开放 MAS 动态特性的 MAS 协同框架就显得尤为重要。我们希望将生物智能引入到 MAS 协同工作中，构建基于生物智能的 MAS 协同框架，以此来提高 Agent 个体的学习能力，体现 Agent 智能性。

(2) 如何处理开放式 MAS 环境中，协调、协商及协作的关系问题。随着 MAS 系统的不断发展，系统变的越来越复杂，同时系统中 Agent 的个性特征也越来越明显，在开放式 MAS 处理问题过程中，单一的方法很难解决问题完成任务，这就需要以上三种方法结合起来，对不同的问题选择何种策略就成了 MAS 协同研究中的又一重要问题。对于这个问题我们还处于初步研究阶段，只是希望通过对一体化协商和协同的关系入手，将 MAS 协同工作中的信任机制引入一体化协商过程中，处理交互过程中 Agent 之间处理协商双方的态度问题，改善系统消耗以及系统收益的相关问题。

(3) 如何处理 MAS 交互过程中的通讯开销以及信息保存问题。在开放式 MAS 环境中，随着 Agent 个数的不断增加，传统的协同方法无法适应系统负载的不断加大，所以通过何种方法进行 Agent 间的通讯，对 Agent 交互过程中信息如何有效地保存，以便以后交互过程中采用。关于这方面的内容我们也进行了一定的探索。打算将信任机制引入合同网协议判定过程中，并通过问题域的选择，对信任值进行有效的处理和存储，希望在处理诚实和不诚实问题过程中，取得一定的成果。

(4) 在开放式 MAS 环境下如何获得可靠的合作伙伴。由于开放式 MAS 环境中 Agent 可以自由的进出，同时 Agent 自身存在自利性，对于求解协同问题就显得比较困难。采用何种方法可以有效地获得合作伙伴，同时通过何种方法判断合作伙伴的能力和可靠性，将会是在动态开放的 MAS 环境中协同研究的重点内容。针对这方面的研究，我们计划将信任机制引入 MAS 协同过程中，一方面解决处理问题过程中 Agent 个性特征差异对系统稳定性的影响，另一方面通过对 Agent 合作期望的研究对当前解决开放 MAS 问题中较为著名的 FIRE 信任模型进行改进，使信任在 MAS 协同过程中的综合效果得到进一步提高。

(5) 对于效用函数的选取以及时间效用的判定问题。一般效用都是事先在效用矩阵中规定好的，无法适应变化的环境。同时，在 MAS 协同研究过程中时间因

素很少被考虑,这是由于封闭性和静态性造成的。面对开放动态的 MAS 环境,时间效用的好坏直接影响协同效果。为了达到 MAS 协同求解的高效性,时间效用的研究以及采用何种效用函数就变得尤为关键。本文在协同系统框架设计过程中,希望通过设计有关时间、概率和消耗的效用函数,对系统好坏的判断直接由对效用函数的研究实现。

当然对于开放分布式 MAS 的研究还存在着许多问题,在动态开放式系统条件下,传统的集中式 MAS 自然无法胜任,而目前的开放式系统对于 MAS 的个体差异研究虽然取得了一定的成果,但是并没有提出很好的解决方案。

1.4 本文的主要工作

本文从 MAS 协同框架开始研究,采用生物智能中的人工免疫方法 (AIS)对协同框架进行了设计,在求解能力以及合作效率方面取得了一定的成果。通过对协同框架的研究发现,面对开放式 MAS 的合作求解过程中,Agent 是否真实的反映自己的能力,以及是否可以有效地选择合作伙伴是一个非常重要的问题。本文从开放式 MAS 中 Agent 的个性特征出发,引入了信任信誉机制,在考虑 Agent 个性特征的同时,对目前较为流行的 FIRE 信任模型进行了改进,在综合信任效果方面取得了较好的成果。

随着对 MAS 协同和信任机制研究的不断深入,本文将信任机制应用于一体化协商和合同网协议判定过程中。一体化协商是解决 MAS 系统资源优化的重要方法,可是面对开放式 MAS 的复杂系统时,处理 Agent 之间的交互就变的比较困难。由于 Agent 存在自利性和不可靠性,所以 Agent 对待其他 Agent 的态度问题就十分重要。通过引入信任机制,可以较好地解决交互过程中 Agent 自身的不足,减少系统负载,同时更为有效地提高一体化协商的效率。关于合同网协议也存在着类似的问题,合同网协议是 MAS 协同研究中一个重要的求解机制,可是面对开放式 MAS 环境时,由于环境中的不诚实和不稳定因素使传统的合同网协议的求解过程十分困难,本文将信任信誉机制引入合同网协议,不仅降低了协同用于通讯和决策过程中的开销,而且在系统诚实还是不诚实的环境下都能较好地对协议进行评判。

本文的主要工作具体分述如下:

(1)针对目前 MAS 协同研究存在的问题,考虑到 MAS 的智能性和独立性,本文提出了一种基于生物智能的 MAS 协同框架。框架设计通过 AIS 思想进行实现。通过引入 AIS 方法中的克隆选择和亲和力计算使 Agent 自身具备了一定的学习能力,同时提高了 Agent 求解任务的能力,通过实验表明,该框架

提高了 MAS 系统自身的学习能力,并在算法层面对 MAS 协同框架进行了扩展,同时在处理多任务求解方面取得了较好的效果。

(2)通过对协同框架的研究发现,面对开放式 MAS 环境时,系统中的 Agent 是否真实有效地提供自己的信息和能力在 MAS 协同研究中非常重要。本文从个体差异以及 Agent 个体对待任务和问题求解过程中的态度出发,引入了信任信誉机制,并对当今信任问题中重要的 FIRE 信任模型进行了改进,提出了一种 E-FIRE 模型。从 Agent 个性特征方面更加完善了信任模型,并从实验效果看,该模型较 FIRE 模型更优。

(3)通过对 MAS 协同模型的研究,针对开放式环境下一体化协商存在的不足,将信任机制引入其中,有效地处理了 Agent 在一体化协商过程中,由于自身的自利性和不可靠性引发的问题。对一体化协商过程的研究发现,协商过程中合理有效地处理 Agent 之间的态度问题可以使一体化协商更好地适应开放式 MAS 环境,而信任机制是解决 Agent 对待其他 Agent 或处理任务态度最为有效的方法。通过信任机制的引入,使一体化协商在开放式 MAS 环境下,系统消耗更小,收益更大。

(4)合同网协议作为 MAS 协同研究中的一种重要协同机制,在开放式 MAS 中也表现出不足。本文将信任机制引入到合同网协议中,采用直接信任与信誉信任相结合的方法,使协议发起者 Agent 对参与者 Agent 进行评估,帮助发起者 Agent 做出正确的判断。通过对诚实环境和不诚实环境的测试,发现信任机制的引入对合同网协议处理开放式 MAS 合作问题具有很好的效果。

1.5 本文的组织结构

全文共分为七章,第一章为绪论,第七章为结束语,第二章到第六章为本文的主要内容。具体结构如下:

第一章对 MAS 以及 MAS 协同问题研究的历史和现状进行概述,指出对于 MAS 协同需要进行进一步研究的问题,简要介绍了本文的研究工作和各章的内容安排。

第二章介绍本文研究工作的理论基础,包括对信任机制的介绍,并对其应用于 MAS 协同系统的理论和现实意义进行分析。

第三章对 MAS 协同系统进行分析和研究,同时提出一种基于人工免疫方法的 MAS 协同模型。

第四章通过对信任机制的研究,引入 Agent 个性特征,对 FIRE 模型进行改进,并将其应用于开放 MAS 中。

第五章将基于信任机制的 MAS 协同系统应用于一体化协商问题中,将在一体化协商过程中 Agent 之间的态度通过信任表示。完善了在开放 MAS 环境下的一体化协商过程。

第六章在合同网协议研究过程中引入信任机制处理交互过程中的信息,并在诚实环境和不诚实环境中进行测试。

最后,第七章对全文进行总结,并对今后的研究工作进行展望。

第二章 基于信任机制的 MAS 协同研究

MAS 协同问题经过多年研究,在处理分布式问题求解以及资源合理配置等方面取得了很大的进展。但是研究者们发现,开放异构的 MAS 环境同人类社会十分类似,充斥着大量不确定因素。在处理一些类似于人类社会的问题时,如拍卖问题、网上在线交易问题以及合同网问题时总会对 Agent 如何选择合作伙伴或者合作团队感到困惑。研究者们发现在人类社会生活中,人与人交互过程中有一个十分重要的概念——信任。信任在选择合适的合作伙伴以及避免交互过程中的欺骗问题都有着十分重要的意义。因此研究者将信任机制引入到 MAS 合作与交互中是具有理论和现实意义的。

为了对 MAS 协同研究中信任机制的重要性做更全面而具体的阐述,本章将首先对信任机制进行介绍,随后介绍信任机制的发展及研究现状。通过对信任机制较为全面的论述及我们做的相关工作,指出信任机制在 MAS 协同研究中的重要意义。

2.1 信任机制简介

本文研究的信任机制主要包括信任和信誉两方面的内容。信任(trust)和信誉(reputation)在社会学、心理学、经济学、管理学领域早已引起人们的关注。通过引入信任机制可以有效地简化复杂系统^[49]。在 MAS 协同问题研究过程中充斥着大量的不确定性、不完全性因素,由此可以看出引入信任机制解决相关问题就十分自然了。目前,信任机制在电子商务、P2P 网络、网格计算、医疗咨询等领域已有了较为广泛的应用^[50],同时出现了一些针对具体应用的信誉系统。实际上,传统的 MAS 领域中的某些问题已经涉及到信任问题,如协商过程中的信息可靠性计算的相关研究^[51]。

目前,在计算机科学中多数学者认为,信任是一种主观信念,是一种在交互过程中如何有效处理信息或资源的一种态度问题。信任由于其在交互过程中的重要性,可以有效地解决开放 MAS 环境下的相关问题,使问题简化^[49]。但是当前对信任在计算机研究领域如何定义还没有一个统一的规定。下面我们通过研究者从不同的角度的研究对信任进行介绍。

Diego Gambetta 从信任如何产生以及信任度量的角度对信任机制进行了定义,他认为:“在 MAS 协同研究中,信任(或不信任)是一个 Agent 评价其他 Agent 或者 Agent 团体实际行为的主观可能性程度,也就是我们常说的对待合作对象的

态度问题。对信任的评价是在对该行为进行监控（或根本不可能监控该行为）之前和该行为对其自身行为产生影响的情况下进行的^[52]”由此我们可以看出：信任是一个连续的度量，不是一个离散的表示；信任并不关心未来事件，主要是通过历史数据的研究从而得出未来事件的结果将受到信任的影响。在该定义中给出了信任的主观性、可预测性、内容相关等几个重要特征。

Abdul-Rahman 从信任实体性质角度进行了定义：Agent 交互过程中，交互双方具有诚实和不诚实两种特性，由此分析信任在计算机环境下可能具有的信任关系，同时认为 Agent 的信任是通过交互过程中一个实体的善意或者恶意的不确定性决定的^[53]。

随着网络技术和电子商务的不断发展，如何有效解决 Internet 网络服务的安全问题成为用户和商家十分关心的问题。针对这样的问题，1996 年 M. Blaze 等人提出了信任管理的概念并进行了定义。信任管理（Trust Management）是一种采用统一的方法描述和解释安全策略、安全凭证和用于直接授权的关键性安全操作的信任关系。信任管理的内容包括：制定安全策略、获取安全凭证、判断安全凭证集是否满足相关的安全策略等^[54,55]。

D. Povey 在 M. Blaze 定义的基础上，结合 Abdul-Rahman 等人提出的主观信任模型思想^[53]，指出信任管理是信任意向的获取、评估和实施。认为信任是主体对客体特定行为的主观可能性的预期，它取决于经验并随着客体行为的结果变化而不断修正^[57]。M. Blaze 等人提出了一个基于信任管理引擎的信任管理模型，该模型根据输入的三元组 (r, C, P) ，判读安全凭证集 C 是否能够证明请求 r 满足本地策略集 P，输出策略是否被满足的判断结果^[44]。

信任评估就是信任度量机制，是整个信任模型的核心，通过对信任多个方面的属性的量化描述，实现对信任度量的刻画。信任度评估与安全策略的实施相结合可以构成一个一般意义上的信任管理系统。P. Herrmann 等人提出了一个“信任适应的安全策略”^[56]。D. Gambetta, Abdul-Rahman 等人认为信任是非理性的，是一种经验的体现，不仅要有具体的内容，还应该有个度的划分，并给出了相应的信任度评估模型，该模型主要涉及以下问题：(1) 信任的表述和度量；(2) 由经验推荐所引起的信任度推导和综合计算^[52,53]。

翟征德、冯登国等综合基于角色的访问控制和信任管理各自的优势，提出了一个适用于开放式环境的细粒度可控委托授权模型（Fine-grained Controllable Delegation Authorization Model, FCDAM），基于信任度的计算实现对角色中具有不同敏感度的权限传播和相应的信任度的计算算法^[58]。

Abdul-Rahman 和 Stephen Hailes 在 1997 年的 New Security Paradigms Workshop 上提出了一个分布式信任计算模型^[53]，该模型采用了 M. Blaze 对信任的定义^[54]，

认为当一个实体对另一个实体的可信程度存在一个信念时, 就认为这两个实体之间存在信任关系。这样的信任关系是不对称的, 同时是可以传递的, 并对信任进行了划分, 定义了直接信任与间接信任两个不同的信任关系及其量化表示, 在此基础上给出了基于平均值的信任传递模型。

2.2 信任机制相关问题的研究

信任机制主要指信任本身以及信誉系统两方面的内容。目前在 MAS 的信任和信誉系统研究中, 重视按照信任的来源和信誉的语义构建多维的信任评价体系。已有模型与 Mayer 等依据多领域的研究成果建立的信任的概念模型^[66]相比尚有很大的差距, 尚未有效引入在人类社会中之有效的机制。在信任模型的研究过程中, 研究者认为存在三种程度的信誉系统^[68]: (1)Level 0: 不考虑欺骗行为; (2)Level 1: Agent 可能隐藏信息或提供有偏见的信息, 但从不撒谎; (3)Level 2: 系统中存在欺骗, 但信任模型中有处理撒谎的机制。在已有的研究中, 大多建立在 Level 0 层, 即假设 MAS 中 Agent 诚实地交换信息。类似地, Lam 将 MAS 系统环境分为合作型和半竞争型的两种环境^[68]。我们在本文研究过程中, 分别从不同方面对这三种程度进行了研究, 在 Level 0、Level 1 两种程度下对 FIRE 模型进行了改进, 并将信任机制引入到开放 MAS 的一体化协商过程中。通过对合同网协议的研究, 对合同网协议的评判机制进行了改进, 在 Level 2 层面获得了很好的效果。

MAS 系统中的信任研究试图将社会学、心理学、经济学、管理学等领域研究成果与计算机科学融合起来, 把在人类社会运行良好的信任机制运用到计算机科学领域中来, 以辅助人们进行合作中的决策, 或者培育良好的合作环境。国内外研究者对信任模型研究的整体状况或者偏重于某一应用方向的信誉模型的研究进行了综述^[59-65]。

2.2.1 信任的概念模型

信任是一个跨学科的概念, 不同学科的专家对信任研究的目的及侧重点不同, 加之抽象、复杂的特性, 使得信任至今没有形成一个统一的概念。Mayer 等人融合了各种领域信任的定义, 建立了学术界普遍认可的信任的概念模型^[66], 为下一代的信任研究奠定了基础^[67]。Mayer 等人的模型认为能力、善意和诚实是信任客体值得信任的主要特征, 信任方对风险的预期也影响了信任方的信任行为。Casare 等提出了信誉的功能性本体 FORe (Functional Ontology of Reputation)^[70], 描述信誉系统中的关键概念和处理框架。FORe 归纳了在心理学与人工智能等领域的文

献,明确了信誉的属性、Agent在信誉系统中的角色以及信誉的处理过程等。针对MAS系统中的信任,Ramchurn^[47]将信任分为个体层信任(individual-level trust)和系统层信任(system-level trust)两个层次:个体层允许Agent彼此信任,Agent具有识别对方互惠性、可靠性和诚实的能力,从而进行信任的度量;系统层信任由精心设计的规则,如交互协议和控制机制,强迫Agent保持相互间的信任。Jøsang^[69]将信任视为一种“软安全”机制来对待。我们认为在专门的信誉系统研究中,应该关注个体层信任,同时应该对Agent个性特征进行研究,通过Agent实际期望达到的效果以及Agent由于个体差异对信任的影响几个方面对待信任^[65]。对照目前的MAS系统中构造的各种信誉模型,它们分别强调了信誉信息不同来源与获取途径,也有些文献分别提出了诸如冒险、诚实等因素的度量,但未能较全面地支持现有的成熟的信任的概念模型。

2.2.2 信任的表示和度量方法

对信任的表示和度量存在两种观点:认知观点和数值观点。持认知观点的学者认为只有具备认知能力的Agent才会有信任,它是以BDI模型为基础的,主要讨论Agent信念的相关内容。信任由一系列的信念(Belief)组成,信任是这些信念的函数,可以通过逻辑描述来表示^[71]。Jøsang提出的主观逻辑(subjective logic)^[72]和以模糊逻辑为基础的FCM(Fuzzy Cognitive Maps)模型^[73]也在一定程度上反映了信念的认知观点。尽管认知方法从社会心理学角度是一种很自然的观点,对于信任描述和表示具有十分重要的意义,可以更为直观的体现Agent交互过程中信任发生的过程,以及信任对交互过程的影响,但是对其他Agent思维状态建模尚存在很多问题,采用认知的观点处理在开放式、分布式、大规模的MAS中的信任问题尚不合适。另外,要使Agent基于认知的角度评价信任,需要充分利用Agent的知识(尤其是常识),这也是一个有待深入研究的课题。在信任问题的具体研究过程中,研究者为了量化信任,同时将信任应用于不同的领域,通常采用数值观点对信任进行表示和度量。

数值观点也称为概率观点,Agent可以利用过去自己的直接经验和获得的信誉信息做出主观性评价,预测Agent在将来执行某一特定行为的可能性。作为对交互的评定值和期望的可能性用实数表示。Jurca在博弈论的背景下,简单地用0和1对信任进行评定,分别表示对抗和合作^[74]。在线信誉系统中,普遍采用主观性一致度量方法,例如eBay、taobao中分别用-1、0、1表示否定的、中立的和肯定的评价,通过评价的累加体现商家(Agent)在交易过程的信誉的好坏。有些系统^[65]将评定划分为更多的等级,如用1-5分别表示很差、差、一般、好、很好。在与应用

无关的信誉系统研究中,对交互的评定及信任值一般都规范化到域 $[-1,1]$ 中。Schillo 还为 Agent 引入了称为利他主义程度(the Degree of Altruism)的属性,与信任值相结合,推理证人的可信赖程度^[75]。

对交互的度量与评价常采用多维的,或称为多上下文的度量。FIRE 模型^[24]使用五元组 (a,b,c,i,v) 的形式支持用多个项目评定同一交互,其中 a, b 表示交互过程中的消费者 Agent a 和服务提供者 Agent b , c 表示信任评价项目, i 为第 i 次交互, v 为 Agent b 的效用值。FIRE 模型通过效用值和可靠性计算得出 Agent a 对 Agent b 的信任评分,更好地体现了信任在 MAS 协同工作中的作用,但没有给出多维评定的融合方法。ReGreT 模型^[23]定义了一个本体结构,将多个维度的评价组合为对一般的评价,但这种组合方法忽略了各维的联系且所有维都必须做出评价。Sensoy 等^[76]引入了一个更通用的本体用于共享交互经验,这种方法也可用于共享交互评定的信誉模型。

我们在研究过程中采用数值观点对信任进行表示和度量,是通过对交互的 Agent 的性能和可靠性进行计算得出信任的评分,对信任进行描述,并通过 Agent 个性差异以及 Agent 期望差异的不同对 FIRE 进行了改进,使信任模型在综合评分方面得到提高。

2.2.3 信任机制的体系结构

信任机制的体系结构规定了收集、传播、计算信任的方法。信任机制的体系结构分为集中式、分布式和混合式三种。

集中式信任机制设有一个信任中心,负责收集与汇总所有的交互评定信息。每次交互完成后,交互双方均向信任中心报告自己对对方的评定,信任中心负责存储并汇总评定。在未来的交互之前,评价 Agent 可以从信任中心查询目标 Agent 的信誉。目前电子商务领域中,多使用集中式系统。集中式方法的优点是实现简单,计算方便,评价失败的风险小。缺点在于:不能区分直接信任和间接信任,不利于评价 Agent 个性化地利用信任的相关信息,不能快速适应环境的动态变化。面对开放 MAS 环境,集中式信任机制自然无法取得很好的效果。而且在开放式大规模的 MAS 环境下,无法提供一个计算能力和存储能力都十分强大的信任中心,所以集中式信任机制主要应用于计算量较小的在线交易平台,并不适应处理分布式问题求解以及 MAS 协同问题的研究。集中式信任机制框架如图 2.1 所示。

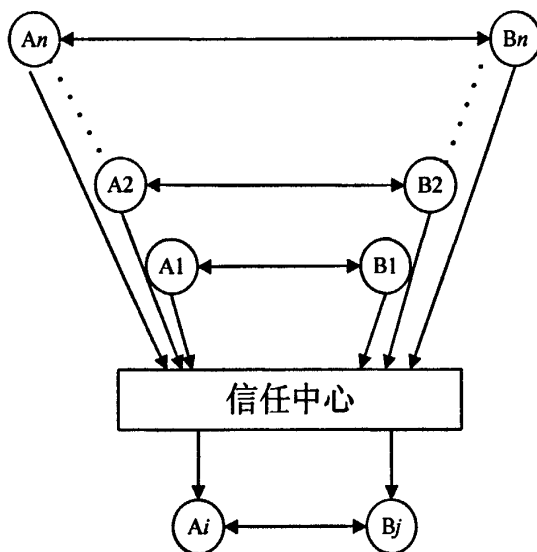


图 2.1 集中式信任机制框架

Figure 2.1 The framework of the centralized reputation system

越来越多的 MAS 系统朝着大型化、开放、动态的方向发展，需要将信任机制建立在分布式框架上。在分布式的信任机制中，Agent 各自保存自己的评定，在未来的交互之前，评价 Agent 通过询问其他 Agent(称为证人 Agent)得到目标 Agent 的信誉，依靠存储的直接信任和获得的信誉信息，利用自己有限的的能力，独立地评价未来可能的合作伙伴。多数分布式的信誉系统采用直接经验(Direct Experiences)和证人信息(Witness Information)分开的模式进行处理^[24,77]。一般认为直接经验比证人信息更可靠，直接经验的权重应比证人信息的权重大^[24]。分布式

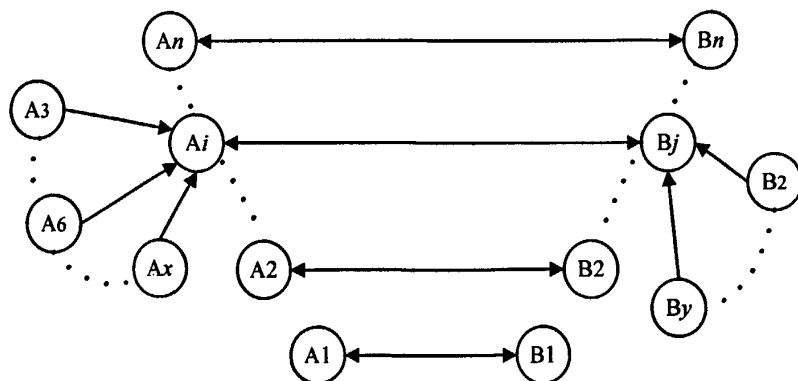


图 2.2 分布式信任机制框架

Figure 2.2 The framework of the distributed reputation system

信誉系统充分发挥了智能 Agent 自治、灵活的优势,但面临的问题也很突出,例如找不到证人会造成评价失败、证人视角不同会产生有偏差的评定、证人会为私利而撒谎或不提供信息等,这些问题也正是信誉系统研究的热点。分布式信任机制框架如图 2.2 所示。

图 2.2 中 A_i 对 B_j 的交互过程并不是一一对应的,只是为了表示方便采用该形式描述,对 A_i 提供证人信息的 A_3 、 A_6 、 A_x ,以及对 B_j 提供证人信息的 B_2 、 B_y 根据环境不同会有所不同。本文研究的 MAS 协同问题主要是针对开放式 MAS 环境的。分布式信任机制框架更能适应开放大规模 MAS 环境的需要,所以我们采用的是分布式信任机制框架。

混合式信任机制引入一些分布在 MAS 中专门服务于信誉传播和汇总的 Agent,采用集中式和分布式信任机制相结合的方法对信任进行研究。混合式信任机制发挥了集中式和分布式各自的优势,也有利于构造更有效的信任模型。但是由于其复杂性以及适用环境的限制并没有得到很好的研究。不过混合式结构便于引入类似人类社会中的集体信任的信誉机制,是一个很有意义的研究方向。

2.2.4 信任机制的构建

由于信任机制在资源分配及合作伙伴选择等方面的重要作用,已经对它进行了很多方面的研究。Marsh^[78]最早将信任引入到分布式人工智能领域,但是他的模型过于复杂,也未考虑信誉。Mui^[79]使用贝叶斯(Bayes)方法,从社会学和进化论的角度给出了一个信任和信誉的计算模型。Rubiera 等^[80]定义了一种信誉的模糊模型,其中能够结合 Agent 个体的经验及其他 Agent 提供的参考信息。Yu 和 Singh^[81]利用证据的 Dempster-Shafer 理论建立了信任的计算框架。Castelfranchi^[71]提出在计算信任时需要考虑冒险,并利用他们自己的模型分析了信任源的不同性质及其可信性。Glass^[82]使用品行积分(Brownie Points)表示 Agent 的历史信誉,可以帮助 Agent 以积极的方式避免撒谎。Jurca 的信誉模型^[83]能激励 Agent 提供诚实的反馈,利用 χ^2 独立性检验,评价 Agent 的反馈和其余 Agent 反馈的相关性,从而有效地降低这种兼容激励的报告机制(incentive-compatible reporting mechanisms)的成本。Caballero^[84]利用任务的相似性解决在特定任务上从未直接交互或参考信息严重缺乏的问题。Griffiths^[85]将信任用于联盟的形成,信任值可以根据 Agent 的个性(乐观或悲观)动态更新。

ReGreT 模型^[23]是近年来引用较多的模型。该模型依靠直接信任、信誉以及来自社会结构等多方面的信息综合完成信任评价。在信任模型中首先对 Agent 的每一个特征 ϕ 评价直接信任和信誉。

评价 Agent a 对目标 Agent b 的特征 φ 的直接信任表示为 $DT_{a \rightarrow b}(\varphi)$ ，该直接信任是根据 Agent a 对 Agent b 交互历史评定的加权平均值，选取的权重受时间因素的影响。直接信任的可靠性 $DTRL_{a \rightarrow b}(\varphi)$ 与交互次数和偏差相关。

信任评价与 Agent 所处的社会结构密切相关。ReGreT 模型从信誉方面对信任机制进行研究，将信誉分为三类：(1) 证人信誉 (Witness Reputation, W) 根据证人提供的信息计算得出。证人信誉首先通过已经建好的社会网络图确定证人集合，证人将自己对目标 Agent b 的信任发送给评价 Agent a 。为了对这些信息加以区分，Agent a 计算证人 Agent w 时，提供关于目标 Agent b 的信誉的可信性 $witnessCr(a, w_i, b)$ ，以此为权重计算出证人信誉及可靠性。(2) 邻居信誉 (Neighbourhood Reputation, N) 的计算及其可靠性通过评价 Agent a 对邻居的直接信任与邻居同目标 Agent b 的社会关系 (竞争或合作) 获得，并需要根据事先规定的模糊规则进行计算。(3) 系统信誉 (System Reputation, S) 及其可靠性基于 Agent 在系统中的角色和一般性质，根据应用领域直接定义。另外，为防止以上信息全部缺失而使信誉评价失败，引入了默认信誉 (Default Reputation, D)。信誉及信誉的可靠性的计算如公式 2.1 和 2.2 所示：

$$R_{a \rightarrow b}(\varphi) = \sum_{i \in \{W, N, S, D\}} \xi_i R_{a \rightarrow i \rightarrow b}(\varphi) \quad (2.1)$$

$$RL_{a \rightarrow b}(\varphi) = \sum_{i \in \{W, N, S, D\}} \xi_i RL_{a \rightarrow i \rightarrow b}(\varphi) \quad (2.2)$$

其中 $R_{a \rightarrow i \rightarrow b}(\varphi)$ 和 $RL_{a \rightarrow i \rightarrow b}(\varphi)$ ， $i \in \{W, N, S, D\}$ 分别表示上述 4 种信誉， ξ_i 是各部件对应的权重，权重 ξ_i 与其可靠性有关。

直接信任同信誉共同组成的信任及其可靠性如公式 2.3 和 2.4 所示：

$$Trust_{a \rightarrow b}(\varphi) = DTRL_{a \rightarrow b}(\varphi)DT_{a \rightarrow b}(\varphi) + (1 - DTRL_{a \rightarrow b}(\varphi))R_{a \rightarrow b}(\varphi) \quad (2.3)$$

$$TrustRL_{a \rightarrow b}(\varphi) = DTRL_{a \rightarrow b}(\varphi)DTRL_{a \rightarrow b}(\varphi) + (1 - DTRL_{a \rightarrow b}(\varphi))RL_{a \rightarrow b}(\varphi) \quad (2.4)$$

可见，在 ReGreT 模型中，如果对目标有绝对可靠的直接经验，将使用直接信任；由各种信誉加权求和得来的信誉只是作为直接信任的补充。最后，ReGreT 模型根据反映评价对象特征的本体结构，可以将对多个评价特征 φ_i 的信任组合为更一般的评价。

ReGreT 模型为建立分布式信誉系统提供了一个典范，有效地解决了直接信任与信誉的组合问题，尽可能充分地利用了可获得的各种与信誉有关的信息，既评

价信任又给出可靠性度量。同时,文献[23]中对信誉系统的实现也提供了方法学上的指导。但 ReGreT 模型并未解决建立社会网络的问题。维护社会网络需要较高的代价,系统中很多参数需要人工凭经验预置。对系统的动态性不能很好地适应,当 Agent 性能、社会关系变化较快时,需要采用更灵活的机制。信息不精确问题的处理也未给予足够的重视。

FIRE 模型^[24]是独立于应用的开放 MAS 中的分布式信誉系统模型,采用四种部件共同完成信任的评价:交互信任(Interaction Trust, IT)、规则信任(Role-based Trust, RT)、证人信誉(Witness Reputation, WR)、认证信誉(Certified Reputation, CR)。

在 FIRE 模型中,IT 的计算利用本地数据库存储评价 Agent 以往交互的评定。因为 Agent 自身能力有限并且存储的评定随着时间的推移利用价值越来越小,所以本地数据库对交互历史存储的规模进行了限制,只存储评价 Agent 最近的一些评定记录。CR 依据一组与领域相关、反映角色间不同信任关系的规则,也采用与交互产生的评定同样的形式将评定记录存储在数据库中。为了评价 WR,评价 Agent 将其感知范围内的 Agent 作为证人,请求提供证人信息,如果证人有对目标 Agent 的直接经验,则返回对应的评定集合,否则推荐其他证人提供相应的评定记录。为保证在有限时间完成评价及避免采用与自己关系较远证人信息,FIRE 模型分别用分支因子 nBF 和评价长度阈值 nRL 予以限制。证人只提供自己的直接信任(而 ReGreT 提供的是计算后的信任),有效避免了证据相关问题,使证据之间仍然保持相对独立性,为评价 Agent 按自己的观点使用信息建立了基础。CR 部件是 FIRE 模型中最重要的创新之一。评价 Agent 在交互后向目标 Agent 提供评定记录,由目标 Agent 存储,并在未来的交互之前向新的评价 Agent 提供。CR 部件为信誉传播提供了新的思路,极大地避免了无法得到其他三种信息的情况下(在开放 MAS 中常有这样的情况,尤其对新进入的 Agent)导致评价的失败。自利的目标 Agent 可以择优选择评价 Agent 提供的评定,所以极有可能产生偏差,CR 只能赋予较小的权重,尽管如此,CR 在提高系统性能方面起到了非常重要的作用。

FIRE 模型中各种部件均采用同样的形式描述信息,各部件的值均可用下面的式子计算:

$$T_k(a,b,c) = \frac{\sum_{r_i \in R_k(a,b,c)} \omega_k(r_i) v_i}{\sum_{r_i \in R_k(a,b,c)} \omega_k(r_i)} \quad (2.5)$$

其中 $K \in \{IT, RT, WR, CR\}$, $T_k(a,b,c)$ 表示 FIRE 模型中四种(IT,RT,WR,CR)信任值的

结果分别对应上述 4 个部件, R_k 为各部件使用的评定信息数据库, v_i 是评定值, 权值 $\omega_k(r_i)$ 与时间等因素有关。

最后 a 对 b 就评价项目 c 的信任评价 $T(a,b,c)$ 表示为

$$T(a,b,c) = \frac{\sum_{K \in \{IT, RT, WR, CR\}} w_k T_k(a,b,c)}{\sum_{K \in \{IT, RT, WR, CR\}} w_k} \quad (2.6)$$

权值 w_{IT} 和 w_{RT} 一般比 w_{WR} 和 w_{CR} 大得多。FIRE 模型还提供了在动态环境中自适应调整 w_k 的方法, 这里就不再详细介绍了。具体请参见文献[24]。

FIRE 模型扩充了信誉系统中的信任部件及信任传播途径, 使用统一、简洁的信息表示方法, 采用灵活的参数自适应调整算法, 建立了完整的适应动态环境的开放 MAS 中分布式信誉系统。在 FIRE 模型基础上还可以深入研究的课题包括: 提高评定记录的可解释性, 提供更多自适应方法, 考虑交互的成本问题从而克服 Agent 均愿意充当证人并愿意提供信息的假设, 以及在 RT 部件中引入社会网络等。

我们通过对 FIRE 模型的研究发现, FIRE 模型对于 Agent 个性特征以及消费者 Agent a 对服务提供者 Agent b 提供的信任信息都是统一对待的, 并没有考虑到由于差异带来的信任差异, 所以我们在 FIRE 模型的基础上提出了一种 E-FIRE 模型, 对其中的差异问题进行研究, 结果表明考虑差异后可以有效的提高系统的综合信任评分。详见第四章。

Gómez^[86]评价信任时使用了三种部件: 直接交互信任(Direct trust)、基于广告的信任(Advertisements-based trust)和基于推荐的信任(Recommendations-based trust)。多数模型假设不信任源于自己的经验与获得的信息的差异, 而 Gómez 用这种差异预测其他 Agent 行为的变化。

Lam^[68]着眼于半竞争环境, 认为 Agent 仅凭信任(或信誉)和期望效用进行决策, 均可能受骗而损害自己的收益。对于交互过程中信息的接受者, 构造了信任模型(Trust Model), 用于决定是否相信发送者的消息; 对于发送者, 构造了诚实模型(Honest Model), 根据对方的特征, 决定在交互过程是否撒谎, 以增加自己的收益。Lam 还提供了在动态环境中对各种参数(文中称态度)自适应调整的方法。

以上就是目前较为流行的信任模型。通过对信任模型的研究可以将信任机制引入到 MAS 协同问题研究中, 解决开放 MAS 中出现的动态性和不稳定性问题。当然现有模型还是存在着一定的问题, 主要包括: 缺乏从证人提供的信息之间的差异中发现有用信息的办法、对多维评价的融合机制过于简单, 未显式区分对目标的信任和对证人的信任, 实际的计算模型与信任的概念模型差距太大, 模型本

身未考虑异质信誉系统的互操作等。

我们针对目前存在的这些问题对现有的信任模型进行了一定的改进,通过 Agent 个性差异和服务期望差异对 FIRE 模型进行了改进,更人性化地对信任模型进行了研究,并将信任模型应用于一体化协商过程和合同网协议评定过程中。从我们的研究可以看出,通过对现有信任模型的改进可以更为有效地适应开放 MAS 环境的需要,并能解决传统 MAS 协同研究过程中的问题。

2.2.5 信任机制的测试和开发平台

至今尚无公认的测试信任机制的标准。博弈论中的囚徒困境问题可以作为信任问题的简单试验平台^[87],但不能适用于更复杂的场合。有的采用电子市场作为实验背景^[88],评价维度少、度量指标单一、交互方法受限,不能够全面地测试信任机制(尤其是分布式结构的信任机制)。FIRE 模型^[24]测试中用到两类抽象的 Agent: 服务提供者 Agent (Provider)和消费者 Agent (Consumer),组成实验背景,能够方便地模拟开放分布式信任机制中可能遇到的各种情境。Agent 信誉测试床 (Agent Reputation Testbed, ART)^[89]的目标是建立统一的信任机制测试平台。ART 作为实验平台,提供了配套的可视化工具及分析手段;但出于竞赛平台的定位,有些灵活的信誉机制(如 FIRE 模型中 RT 和 CR 部件、Gómez^[86]模型中基于广告的信任),在其中是不允许的。ART 强调 Agent 之间的竞争,Agent 之间的某些合作(可能是共谋)难以开展。信任机制测试床的研究与开发仍是一个值得关注的议题。

尚无专门用于信任机制的开发平台,为方便具有信任机制的应用系统开发,可以在现有 MAS 开发平台(如 JADE)的基础上,构建支持信任机制的组件:一方面支持定义各种信任机制中的公共要素(如 Agent、用于传递和共享的信誉信息、公共的基本部件等),另一方面支持各信任机制中各具特色的部件的实现(如内部信任信息表示,信息传递及信任计算方法等)。

我们在研究过程中主要采用的是 JADE 平台对信任机制进行研究,该平台可以有效的将我们设计的信任机制体现出来,同时对信任机制中的算法实现以及应用环境的测试更为直观的表现出来。

2.2.6 信任机制的应用

随着信任机制研究的不断深入,信任机制已经在许多领域得到了广泛的应用。其中在电子商务领域的应用最为突出^[63,72]。引入信任机制可以有效地为商家提供可靠信息,提高商务过程中的买卖效率和交易可靠性,避免欺诈。同时随着网络

技术的发展,信任机制也应用于 Web Service 中服务提供者的选择^[59,93]、P2P 网络^[90]、网格计算^[77,95]、医疗咨询^[88]等方面。通过引入信任机制,可以提高这些领域在处理相关问题时的效率,并可以得到较可靠的信息。

同时信任机制还同 MAS 技术相结合应用在网络信息搜索领域, MAS 系统可以采用推荐系统(Recommendation System)的形式进行合作搜索,相互提供搜索服务^[96]。Birukov 开发了一个基于 Agent 的推荐系统,用于支持同一社区中具有相同兴趣的 Agent 利用流行的搜索引擎搜索 Web 页面^[91]。

我们这里对信任机制的研究主要从理论方面体现出信任机制的应用,我们从 MAS 协同机制与一体化协商的关系入手,将适用于 MAS 协同研究的信任机制应用于开放 MAS 环境下的一体化协商过程,通过信任机制的引入解决一体化协商过程中由于 Agent 无法获得交互过程中协商对象的态度而带来的系统消耗增加以及系统收益减少的问题。

同时,我们还将信任机制应用于开放环境下 MAS 合同网协议评定过程中。合同网协议的研究是 MAS 协同研究中的重要内容,可是面对开放 MAS 环境时,出现了许多问题,我们通过信任机制的引入很好地解决了这些问题,并在诚实和不诚实两种环境下对信任机制在合同网协议中的作用进行了研究,取得了较好的效果。

2.3 信任机制在 MAS 协同研究中的意义

目前许多计算机应用是在开放式的分布式系统进行的,由分散在网络中的多个部件构成,没有集中的控制中心,环境不断地发生着变化。这些系统可以建模为开放的 MAS 系统^[60]。在 MAS 系统中,自治的 Agent 需要使用特定的机制和协议彼此进行协调(Coordination)^[92],相关的技术包括合作(Collaboration)^[81]、协商(Negotiation)^[92]、联盟(Coalition)^[45]、组织(Organization)等受到了广泛的关注。无论哪种形式的合作,其基础都是 Agent 之间可以相互提供资源、服务或者信息。MAS 协同研究主要就是研究 MAS 的交互过程中的一些问题,包括合作策略的选择,冲突机制的调节等方面的内容。

但是在开放的分布式系统中,Agent 的交互首先体现在 Agent 的自利性。它们在交互过程中具有不同的能力,担任不同的角色,分别采用不同的策略,尤其是可以通过欺骗、串通等手段,保证其利益的最大化;Agent 感知能力、计算能力、通信带宽都是有限的,Agent 决策依据的信息存在着严重的不完全、不确定性;自治 Agent 可以随环境的变化而改变策略;Agent 可以随时加入或离开。在这样一个变化莫测但又必须开展合作的环境中,如何针对任务选择合适的合作伙伴,确定

与合作伙伴交互的策略,成为一个非常基础性的问题,也为 MAS 协同研究提出了新的挑战。但在目前有关 MAS 协同以及合作技术的研究中,大多数以资源是可得、服务是可靠的、信息是可信的作为前提。为了对 MAS 协同进行更进一步的研究,对上述这些问题必须进行充分的考虑。而目前解决这些问题比较可行的办法就是通过模拟人类社会进行处理,近几年来,研究者发现将信任(Trust)和信誉(Reputation)系统引入 MAS 协同问题研究中,成为解决上述问题的一个很有前途的方法^[96]。

信任在人类社会中起着非常重要的作用,在社会学、心理学、经济学、管理学等领域也得到了广泛的关注^[94]。信任是简化复杂系统的一种有效方法^[61]。在 MAS 协同领域研究中,信任是评价者基于与 Agent 过去的交互经验、Agent 所在群体中的信誉、Agent 的角色,以及 Agent 的能力、意图等内部属性而形成的对信任客体的主观性判断,信誉是第三方对信任客体的信任。信誉系统(Reputation System)也称为信誉机制(Reputation Mechanism),是用于支持信任评价的机制^[93]。在由相互作用的自主 Agent 组成的大规模人工复杂自适应系统中,信任和信誉机制是一种重要的社会系统机制。目前,在 MAS 协同研究中信任模型的研究主要集中在对信任的表示与度量、信任的传播与汇总、信任机制的体系结构、解决信息不精确问题等方面^[78]。

通过我们对信任机制的分析以及 MAS 协同研究的需要,可以看出,信任机制由于可以充分考虑 MAS 协同工作中各个 Agent 的个性特征,体现 Agent 自身特点,并能有效地避免欺骗以及通过合作策略有效地寻找协同工作的合作伙伴,所以信任机制在处理 MAS 协同工作的研究中具有十分重要的意义。

同时,通过我们的研究也表明,信任机制在处理 MAS 协同问题中,表现出了十分重要的作用,尤其是面对开放 MAS 环境时,信任机制可以有效地处理由于 Agent 自利性以及系统动态变化带来的系统不稳定性。

2.4 本章小结

本章从信任地定义出发,较为详细的介绍了信任以及信任机制的发展状况和主要研究内容,对具有代表性的 ReGrT 模型和 FIRE 模型做了较为详尽的描述,更加深了对信任机制以及信任模型的了解。通过对目前信任机制研究中相关问题的介绍,引出了本文研究的相关内容,并通过对当前开放式大规模 MAS 的发展要求以及需要解决的问题分析得出,信任机制由于其自身的特点,可以较为理想的克服 MAS 在协同过程中出现的 Agent 自利以及欺骗对协同工作的影响,而且通过引入信任机制可以有效地针对任务选择合适的合作伙伴,确定与合作伙伴交互的

策略，使 Agent 在资源受限、服务不可靠、以及信息可信度差的情况下，也能较好地完成 MAS 的协同工作任务。

第三章 基于生物智能的 MAS 协同框架研究

MAS 协同问题的研究是当今分布式人工智能、软件开发等领域的研究重点之一,是 MAS 研究的中心课题。多个 Agent 之间的协同工作是 MAS 系统的最基本特性之一,并且能充分体现 MAS 系统优于其他单一系统的特点^[97]。现在对于 MAS 协同框架的研究主要是采用逻辑描述的方法进行的,并没有从算法层面做更进一步的描述。本章提出了一种基于生物智能方法构建的 MAS 协同框架。这里的生物智能方法主要指人工免疫理论。我们以供应链管理问题为研究背景,通过人工免疫理论的方法来解决 MAS 系统的协同问题,将人工免疫系统所特有的免疫记忆、克隆选择、亲和力计算应用于解决协同问题,并建立 MAS 协同框架,提高系统处理问题的能力。

本章的组织结构是这样的:第一节概括介绍人工免疫系统(AIS),第二节以供应链管理为研究背景对 MAS 协同框架进行描述,第三节对基于 AIS 的控制结构给出形式描述,第四节为免疫 Agent 的通讯和交互提出了一种合作模型,第五节对基于免疫方法的协同框架在解决任务的能力方面进行验证,阐述该协同框架的有效性,最后对本章内容进行总结,并提出下一步研究的内容。

3.1 人工免疫理论

1974 年,美国诺贝尔奖得主、生物学家、医学家、免疫学家 Jerne 提出了免疫网络理论,开创了独特型网络理论,从而引起了广泛的关注^[98]。随着理论免疫学的不断发展,在 1990 年, Bersini 和 Vaerla 讨论了免疫网络以某种方式收敛的思想以及免疫系统能够通过产生不同的抗体和变异适应新环境的思想,都为使免疫系统成为有效的解决工程问题的灵感源泉做出巨大贡献^[99,100]。由此人工免疫系统(Artificial Immune System, AIS)诞生了^[100-103]。

在生物体中,免疫系统是抵抗病原入侵的第一道防御系统^[104],包括种类众多的免疫细胞和制造这些免疫细胞的免疫器官,其中淋巴细胞是为数最多的免疫细胞。它主要包括 B 细胞和 T 细胞。能被 T 细胞和 B 细胞识别同时又能刺激 T 细胞和 B 细胞进行特异性应答的病原体称为抗原。能与抗原进行特异性结合的免疫细胞称为抗体。当外部有害病原进入机体时,免疫细胞对抗原分子的识别、活化、分化的过程称为免疫应答(Immune Response)。免疫应答可以分为固有免疫应答(Innate Immune Response)和适应性免疫应答(Adaptive Immune Response)两种,固有免疫应答是机体先天获得的,可对病原进行快速清除,但是不能在遇到特异

性病原体时改变和适应。适应性免疫应答可以特异性识别并清除病原体，具有特异性、记忆、区分自我与非我、多样性和自我调节等优良特性，主要执行者是 T 细胞和 B 细胞，它的中心原理是克隆选择机制。

通过对 T 细胞和 B 细胞的分析我们可以看出，如果将抗原作为 MAS 协同研究中的任务，将免疫细胞作为求解 Agent，我们就可以通过免疫应答体现 Agent 求解任务的过程。从而达到应用人工免疫方法构建 MAS 协同框架的目的。在处理协同问题的任务求解过程中，Agent 自身的学习能力是一项非常重要的内容。这里我们通过免疫系统中的克隆选择原理和免疫记忆体现 Agent 的学习能力。本章主要应用免疫系统中的协同思想，所以下面简要介绍一下免疫系统中的克隆选择原理和免疫记忆两方面的内容。

3.1.1 克隆选择原理

克隆选择学说由 Burnet^[105,106]提出并予以完整阐述。其基本思想是只有能够识别抗原的细胞才能进行扩增，并被免疫系统选择和保留下来，而别的细胞不能被选择也不能扩增。它同达尔文变异和自然选择过程相似：克隆竞争结合病原体，亲和力最高的是最适合的，因此复制最多。T 细胞和 B 细胞都可以进行克隆选择。在此过程中 T 细胞帮助 B 细胞识别选择，同时控制克隆过程。它的大致内容为：淋巴细胞实现对抗原的识别后，B 细胞被激活并扩增复制产生 B 细胞克隆，随后，克隆细胞要经过变异分化过程，从而产生对抗原具有特异性的抗体。克隆选择理论指出只有成功识别抗原的免疫细胞才得以增殖。经历变异后的免疫细胞分化为浆细胞(抗体)和记忆细胞两种。如图 3.1 所示。克隆选择的主要特征是：(1)免疫细胞在抗原刺激下产生增殖，随后分化为多样性效应细胞和记忆细胞；(2)随机产生一个新的遗传变异，作为以后的抗体模式从而加速个体成熟，此过程也被称为亲合度成熟(Affinity Maturation)过程；(3)新分化出的淋巴细胞可以增强抗原亲合度较低的个体，即对抗原亲合度较低的个体在克隆选择机制的作用下，经历增殖复制和变异操作后，其亲合度逐步提高。

由克隆选择过程我们可以看出，淋巴细胞不仅可以扩增分化出浆细胞，也可以分化成生命期较长的 B 记忆细胞 (Memory Cell)。

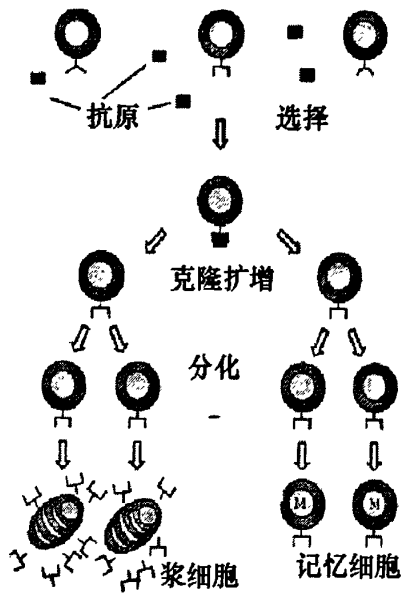


图 3.1 克隆选择原理图^[107]

Figure 3.1 principle diagram of Clonal selection^[107]

3.1.2 免疫记忆

谈到免疫记忆首先要解释一下什么是免疫应答。免疫系统通过二次应答机制体现免疫系统的记忆机制。当免疫系统初次遇到一种抗原时，淋巴细胞需要一段时间适应和识别，在此之后产生最好的抗体用于识别以后的抗原，我们称之为记忆信息。在 MAS 协同过程中，就是通过 Agent 自身的学习，提高识别和解决问题的能力。当免疫系统再次遇到相同的或者相似的抗原时，系统的识别时间就会大大减少，可以大大加快免疫系统的响应应答速度。交叉应答是免疫系统对结构相似的抗原所产生的免疫应答。联想记忆机制如图 3.2 所示。它是 AIS 区别于其它进化算法的重要特性之一。1976 年，Farmer^[108]指出免疫记忆可以看作一种联想式记忆 (Associative Memory) 模型。随后，Smith^[109]对免疫记忆模型与稀疏分布记忆 (Sparse Distributed Memory, SDM) 模型进行了对比，指出初次免疫应答对应着 SDM 向记忆中存储信息的过程，其中指出二次和交叉免疫应答则可以看作是 SDM 读取记忆信息的过程。

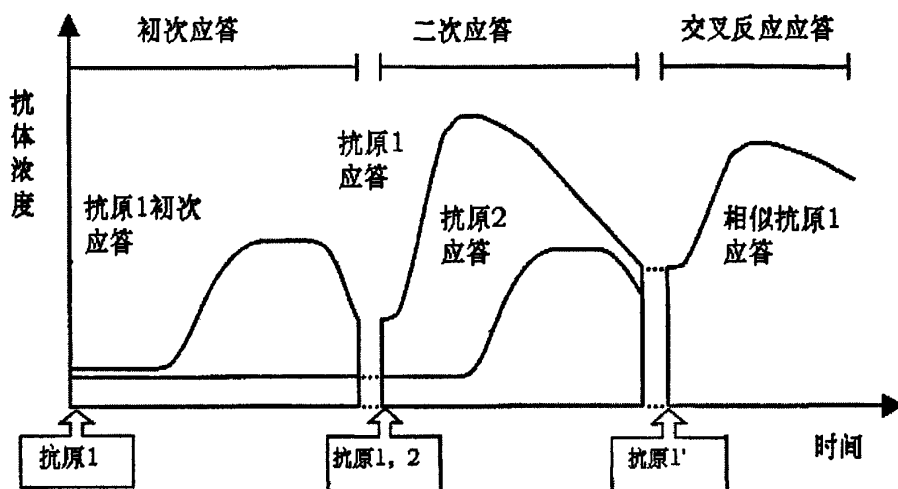


图 3.2 免疫作用下的联想记忆机制^[107]

Figure 3.2 The action of the associative memory based on Immune mechanisms^[107]

3.2 问题描述

本章以供应链管理问题为背景，对基于人工免疫方法的 MAS 协同框架进行研究。目前供应链管理问题已经成为经济领域中一项十分重要的研究课题，解决的方法有很多^[113,114]。但是主要方法还是集中式供应链管理方式，这种方式忽略了供应链中各个部分之间的自主性和智能性，同时认为供应链管理过程是一个串行的静态过程，所以就实际效果来看，此管理方式对供应链的管理并没有达到很好的效果。针对集中式供应链管理存在的这些问题，人们提出了分散式控制思想，分散式控制强调供应链中各个实体之间的自主性、分布性。由于 MAS 系统很适合处理分布式控制和组合优化问题^[115]，所以将 MAS 技术应用于供应链管理中是一种十分合理的想法。

通过对人工免疫理论的介绍，我们可以看出人工免疫理论中的相关理论尤其是克隆选择与亲和力计算可以有效的提高个体的学习能力，所以如果将人工免疫理论应用于 MAS 协同环境中应该会对 Agent 自身的学习能力具有一定地帮助，同时为 Agent 匹配任务，实现 MAS 的有效协同，提高供应链管理效率具有一定积极的意义。

在供应链管理中主要的研究内容是产品如何分发送，我们研究的是基于人工免疫免疫的协同框架，通过亲和力计算选择合适的分发送策略，同时将供应链管理中的各个环节通过任务子序列的形式表示，因为供应链管理过程是有序进

行的，所以该任务子序列也是有序的。

我们将供应链管理中的相关内容用英文字母表示，如图 3.3 所示，其中 Agent 和任务 t 中的字母表示供应链中的任务子序列，Agent 空白位置为任务标志位，任务完成过程是有序的。在 3.3 节会有详细的介绍。

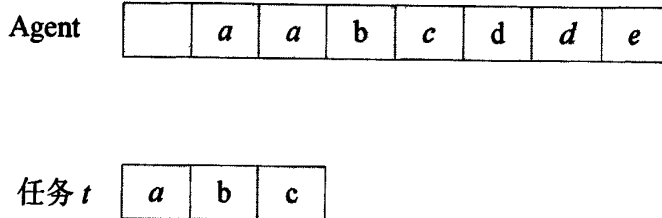


图 3.3 Agent 与任务 t 的描述
Figure 3.3 the description of Agent and task t

3.3 基于 AIS 的 MAS 控制框架

AIS 理论已经在很多领域得到了应用，这里我们所说的基于 AIS 的控制结构，主要是指基于 AIS 免疫算法的 MAS 控制结构。在 MAS 系统中，抗原表示交互过程中的任务或问题，免疫细胞及抗体表示为完成任务或处理问题的 Agent，细胞分化及克隆选择即为 Agent 通过学习生成的新的能力更强的 Agent，这个学习过程就是 AIS 中的亲和力计算过程。

以下给出本章的基本定义。

设定有 m 个需要完成的任务 t ，每个任务 t 由任务子序列构成，并且顺序不能改变，如图 3.3 中的任务。MAS 环境中存在 n 个 Agent，其可以完成某个任务子序列，顺序同样不可改变，如图 3.3 中的 Agent，但是可以通过克隆选择的方法向 Agent 中插入任务子序列，产生新的抗体。

Ag 表示参与完成任务的 Agent 的集合，其基数为 n

$$Ag = \{Agent_1, Agent_2, \dots, Agent_n\} \quad (3.1)$$

T 表示需要 Agent 完成的任务集合

$$T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\} \quad (3.2)$$

E 表示 MAS 所在的工作环境

$$E = Ag \times T \quad (3.3)$$

工程应用中的一般免疫算法分为 6 个步骤：

(1)识别抗原：免疫系统确认抗原入侵，MAS 任务识别过程。

(2)产生初始抗体群体：激活记忆细胞产生抗体，清除以前出现过的抗原，从包含最优抗体的数据库中选择一些抗体，生成 MAS 初始 Agent 过程。

(3)计算亲和力：计算抗原和抗体之间的亲和力，通过特征匹配，计算 Agent 是否可以完成任务，解决问题。

(4)记忆细胞分化：与抗原具有最大亲和力的抗体赋予记忆细胞，通过免疫记忆及克隆选择过程，Agent 生成自身能力更强的 Agent。

(5)抗体促进和抑制：高亲和力抗体受到促进，高密度抗体受到抑制，保证 MAS 系统的全面性，以免收敛于局部最优。

(6)抗体产生：对未知抗原的响应，在骨髓中产生新淋巴细胞取代步骤(5)中清除的抗体，MAS 系统完成更新，使得处理问题的能力更强。

如图 3.4 所示。

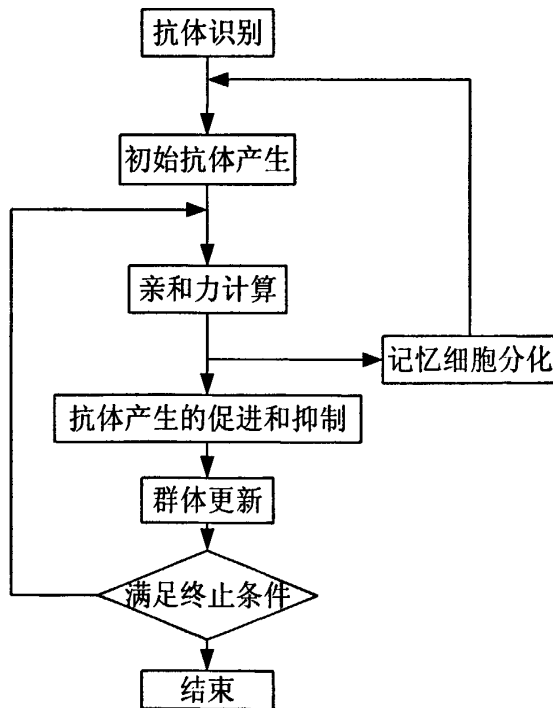


图 3.4 一般免疫算法流程图

Figure 3.4 General immune algorithm

3.3.1 个体 AIS Agent 的控制结构

特征性、多样性、记忆性、自我调节性是人工免疫系统的基本特性。这些特性可以帮助人们解决工程应用中的高维问题。现在已经有许多 AIS 的方法应用于 MAS 系统的控制中。文献[110]中将 AIS 的合作机制应用于自治移动机器人控制中。基于 AIS 的控制框架就是在动态系统中将一系列的 Agent 组织起来，从而实现完成当前任务的机制。免疫系统本身就是一种特定形式的 MAS 系统。免疫系统中的各个抗体本身就是针对各个抗原具有特定性质的 Agent。AIS 中 Agent 的行为一方面来源于所处的环境，另一方面来源于本身的特点。个体 Agent 的控制框架如图 3.5 所示。

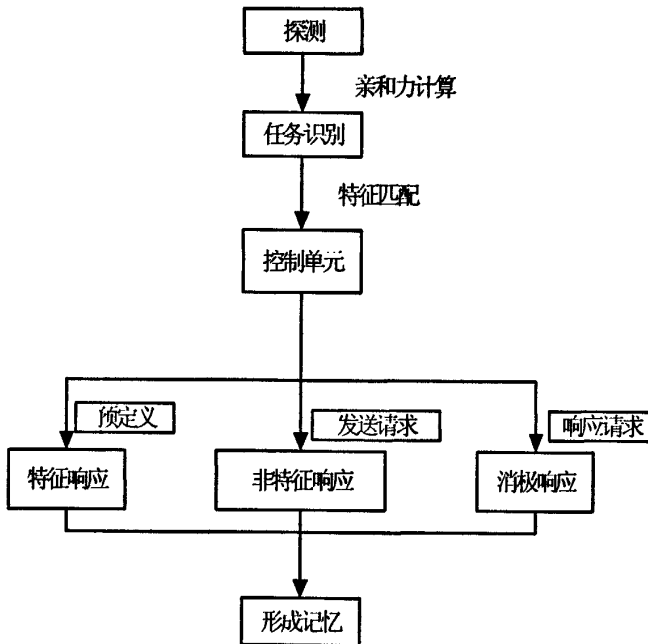


图 3.5 个体 AIS Agent 控制结构

Figure 3.5 Control structure of individual AIS Agent

AIS Agent 首先对环境进行探测，对于 MAS 系统就是获取所需完成的任务。发现任务后通过亲和力计算对任务进行识别。Agent 通过浓度计算识别任务从而发现任务出现是否频繁，再通过特征匹配环节对任务进行分类。有控制单元将任务分为两种：1、已知任务类型，2、未知任务类型。由图 3.5 我们可以看出，个体 Agent 本身具有特征响应、非特征响应和消极响应 3 种特性。对于已知的任务类型，可以通过 Agent 本身所具有的特性完成，这种特性称为特征响应。对于未知任务类型，个体 Agent 通过同其他 Agent 协同合作可以完成时称为非特征响应。所谓消

极响应就是通过控制框架中的通讯其他 Agent 向该 Agent 提出协作请求从而响应其他 Agent 的一种响应形式。任务响应完成后形成记忆，这里的记忆主要就是将处理过后的任务重新被 AIS Agent 学习，变为本身的特征，为下一次任务做准备。形成记忆过程也就是 AIS 中通常所说的二次响应或者免疫记忆的过程。控制结构中的各个模块在下面的内容中将进行详细的介绍。

3.3.2 控制单元和响应

这里的控制单元主要是对 Agent 需要完成的任务进行分类，任务匹配完成后系统会产生两种任务信号：任务 0 和任务 1

任务 0: MAS 中的个体 Agent 可以完成任务，不需要进行合作。合作标志位为 0。

任务 1: MAS 中的个体 Agent 通过任务匹配发现，没有 Agent 可以单独完成任务，合作标志位置为 1，进行任务请求。

控制单元还有一个重要作用就是在 Agent 没有进行任务匹配时，任务标志位为等待，等待系统中其它 Agent 进行任务请求。如果接收到其他 Agent 的合作请求，将等待标志激活，并且进行相应的任务匹配。

通过以上控制单元完成 Agent 对任务的响应。

3.3.3 亲和力计算

计算 AIS Agent 的亲和力(C_{ij})是计算 Agent j 和任务 t_i 之间的关联程度，亲和力 C_{ij} 越大表示 Agent 对任务的关联程度越高，更容易完成任务。它由 AIS 中的距离 (D_{ij})，任务出现的频率（因为对于特定任务只与 Agent j 有关所以用(f_j)表示）与 Agent 同任务的匹配参数(r_{ij})共同决定，定义形式如下：

$$C_{ij} = \omega_1 D_{ij}^{-1} + \omega_2 f_j + \omega_3 r_{ij} \quad (3.4)$$

(3.4)式中的 ω_1 ， ω_2 ， ω_3 分别为 D_{ij} ， f_j ， r_{ij} 的权重。

在亲和力计算中，距离计算是十分关键的，它是联系 Agent 和任务之间最直接的元素，直接反映 Agent 和任务之间的关系。通常在距离运算中人们会采用海明距离、Euclidean 空间距离和 Manhattan 距离三种形式，而文献[111]和[112]中已经通过验证表明对于并行实现算法采用 Manhattan 是十分有效的。采用 Manhattan 距离可以有效地提高数据的鲁棒性，减少对噪音数据的干扰。所以在此处距离计

算我们采用 Manhattan 距离。表述如(3.5)式所示:

$$D_{ij} = |x_j - x_i| + |y_j - y_i| \quad (3.5)$$

D_{ij} 表示 Agent $_j$ 和任务 t_i 之间的距离。这里我们将 Agent $_j$ 和任务 t_i 放置在一个二维平面中, 坐标分别为 (x_j, y_j) , (x_i, y_i) , 通过 Manhattan 计算 Agent $_j$ 与任务 t_i 之间的距离, 距离可以代表供应链管理中的消耗, 或者对合作伙伴的信任, 这里我们表示为消耗。在亲和力计算中除了距离计算以外还包括任务所出现的频率 f_j , 和匹配参数 r_{ij} 的计算, f_j 计算出每一个 Agent 完成任务的历史。在通常情况下同一环境中的 Agent 很多时候所需要处理的任务都是相同的, 所以计算出该任务出现的频率对于提高系统效率十分重要。具体 f_j 公式表述如(3.6)式所示:

$$f_j = \frac{o_j}{\sum_{j=1}^n o_j} \quad (3.6)$$

其中 o_j 表示对于 Agent $_j$ 任务出现的数量, $\sum_{j=1}^n o_j$ 表示系统对于所有 Agent 能够完成的总的任务数。

匹配参数 r_{ij} 主要用于免疫系统的模式识别中, 在这里也就是任务识别。Agent 和任务越匹配, 则亲和力越高。匹配参数 r_{ij} 如(3.7)式所示:

$$r_{ij} = \frac{1}{R_i \cdot R_L} \quad (3.7)$$

式中的 R_i 表示 Agent 和任务的相对关系, R_L 表示 Agent 和任务之间的适应能力, 在下面 3.3.4 小节特征匹配中对(3.7)式中的各个参数进行详细的介绍。

3.3.4 特征匹配

因为对于 Agent 而言不可能完全匹配所有的任务, 所以对于 Agent 任务子序列是否完全匹配任务 t 中的任务子序列需要分两种情况讨论。匹配参数(r_{ij})需要分为两种情况研究。(1) Agent $_j$ 中的任务子序列可以完全匹配任务 t_i 中的任务子序列, 可以独立完成任务 t_i ; (2) Agent $_j$ 无法独立完成任务 t_i , 需要对任务子序列进行部分匹配计算。

我们首先介绍完全匹配的计算方法，式(3.7)中的 R_i ， R_L 分别描述如下：

$$R_i = \frac{[I_j]}{[H_i]} \tag{3.8}$$

$$R_L = \frac{|I_j|}{|I_i|} \tag{3.9}$$

上述公式中 l_j 表示 Agent j 的任务子序列长度， l_i 表示任务 t_i 任务子序列长度。具体请参见图 3.6。 I_j 表示 Agent j 的匹配任务子序列的起始位置， H_i 表示匹配任务子序列的终止位置。

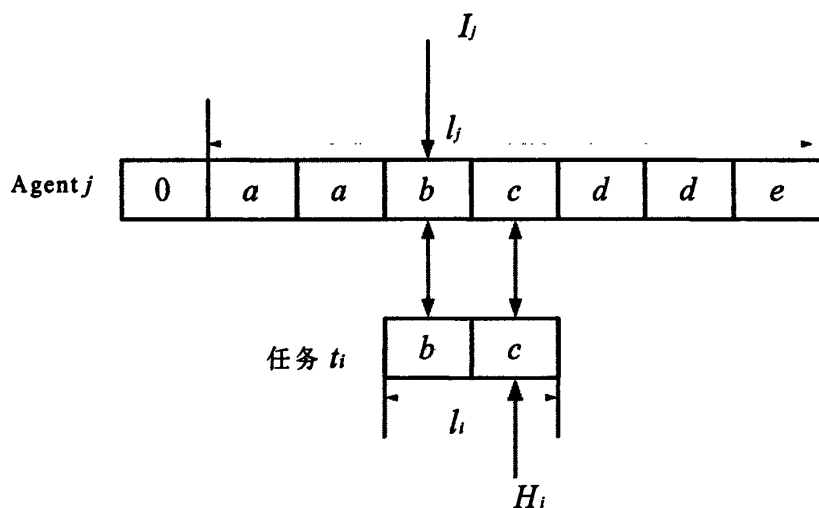


图 3.6 AIS Agent 完全匹配特征匹配图

Figure3.6 Feature Exactly Matching Chart of AIS Agent

图 3.6 表示任务标志位为 0 的特征响应情况下的任务匹配图，图 3.6 中 a, b, c, \dots, z 分别任务子序列，通过特征匹配，Agent 可以自己完成任务。我们可以看出，Agent j 的任务子序列中包含任务 t_i 所需要的任务子序列 $\{b, c\}$ 所以 Agent j 可以独立完成该任务 t_i ，任务标志位为 0。

下面我们讨论不能完全匹配的特征匹配计算。

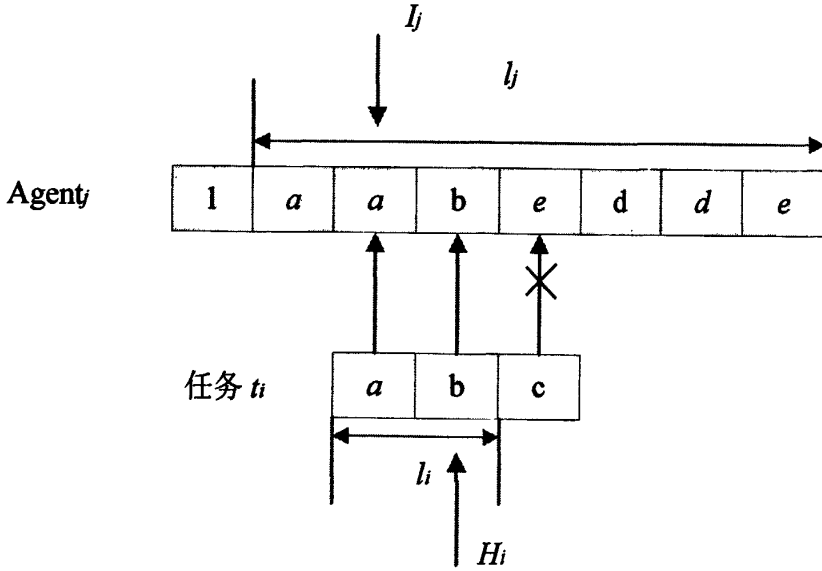


图 3.7 AIS Agent 不完全匹配特征匹配图

Figure3.7 Feature not Exactly Matching Chart of AIS Agent

由图 3.7 我们可以看出对于不完全匹配, H_i 的选择同完全匹配过程的选择有所不同, 但是特征匹配计算可以同样采用完全匹配的方法进行计算。如果没有一个任务子序列匹配成功, 则 r_j 为 0。

3.3.5 克隆选择过程

我们这里的克隆选择过程是基于亲和力计算和特征匹配进行的。在 Agent 可以完全匹配任务时, 同样存在选择过程, 如图 3.8 所示。

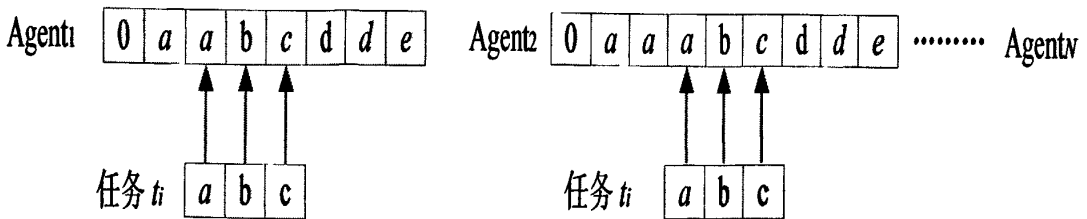


图 3.8 完全匹配时 Agent 的选取

Figure3.8 the selection of Agent in Fully match

Agent₁ 和 Agent₂...Agent_v 都包括任务子序列 {a,b,c}, 通过亲和力计算我们可以选择任务最为匹配的 Agent, 如图 3.8 所示, Agent₁ 和 Agent₂ 比较, 由于 Agent₂ 的长度较 Agent₁ 更长, 所以比较而言 Agent₁ 对任务 t_i 的匹配程度更高。

当然对于完全匹配克隆选择过程主要体现在 Agent 选取方面, 对于 Agent 本身任务子序列并没有改善。

当 Agent 同任务不能完全匹配时, Agent 通过克隆选择进行学习, 生成新的 Agent, 如图 3.9 所示。

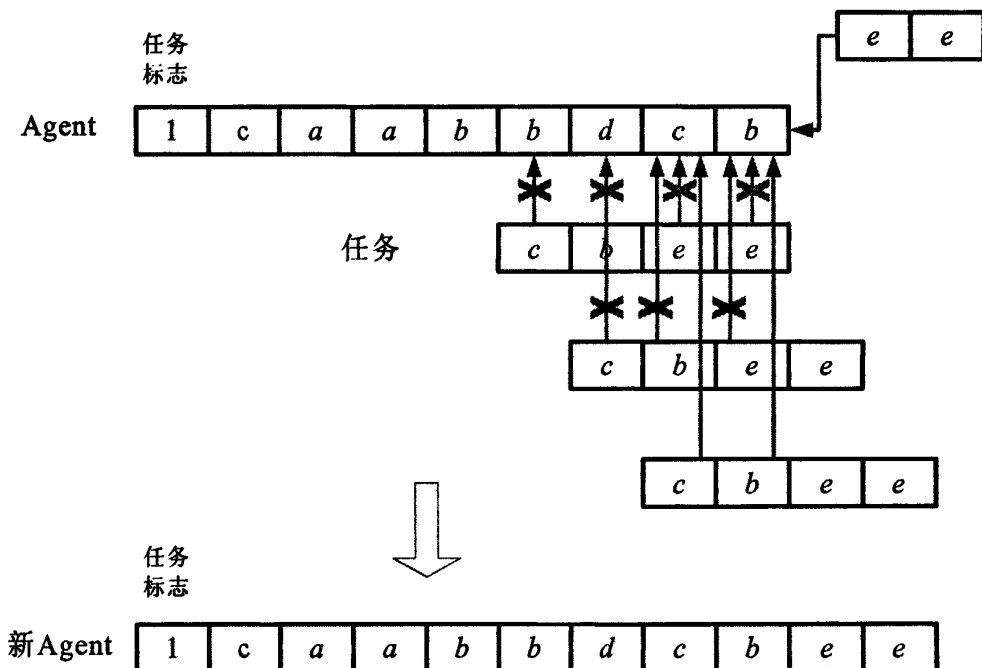


图 3.9 新 Agent 生成过程(1)
Figure3.9 Generation process of new Agent (1)

图 3.9 表示任务标志为 1 的非特征响应情况下的任务匹配图, 通过任务匹配, Agent 发现自己无法完成该任务, 故发出特征请求信号, 通过匹配其它 Agent 仍无法完成, 则将发现的任务请求加入到自己的 Agent 任务串中, 生成新的 Agent, 从而实现任务请求。

图 3.9 为任务子序列插入 Agent 最后的过程, 同样任务子序列也可以插入 Agent 中间, 如图 3.10 所示, 其中插入位置的选择通过 H_i 确定。

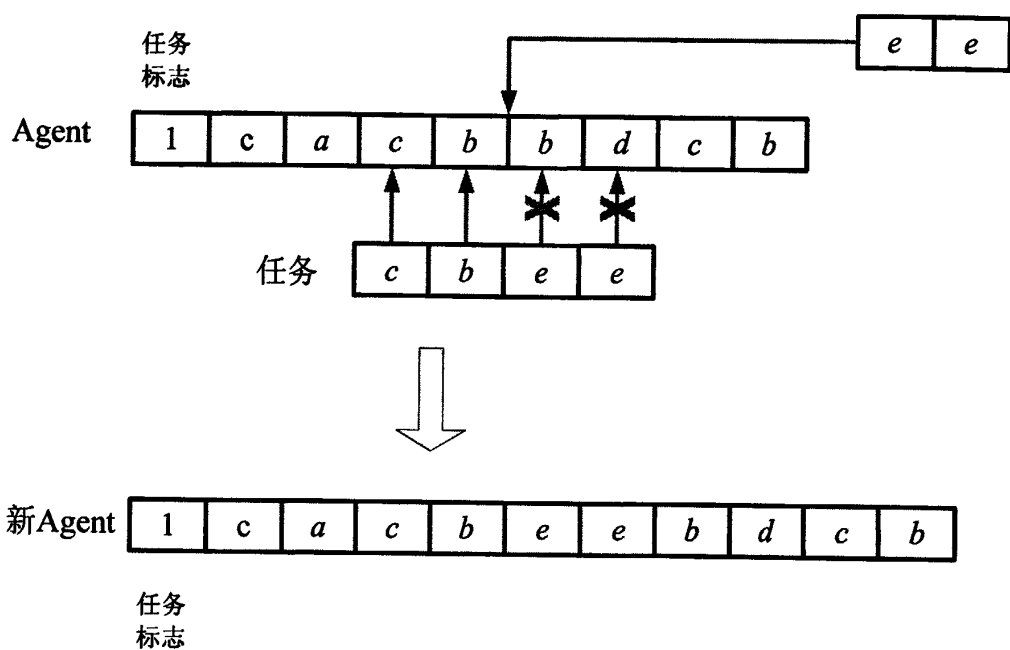


图 3.10 新 Agent 生成过程 (2)
Figure3.10 Generation process of new Agent (2)

由图 3.10 我们可以看出新的任务子序列插入过程，该新的任务子序列来源于其它 Agent，这里我们采用简单的单个任务子序列搜索方法实现。当然新的任务子序列也可由 Agent 本身提供，如图 3.11 所示。

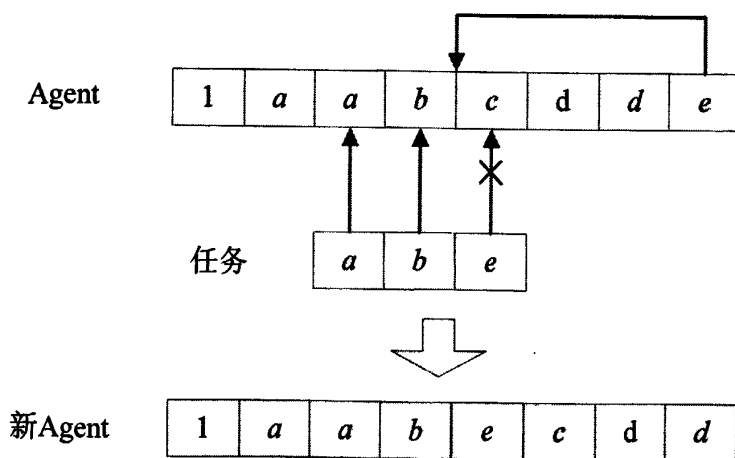


图 3.11 新 Agent 生成过程 (3)
Figure3.11 Generation process of new Agent (3)

在新 Agent 生成过程中,我们不考虑插入最前的情况,因为在任务子序列比较过程中,比较的顺序是从前向后,所以不会在 Agent 的任务子序列最前面插入新的任务子序列。当然也可以通过字符串匹配方法实现任务子序列由后向前匹配,使其匹配效果更完善,可是考虑到系统的复杂性以及效率问题,本章只采用由前向后逐次匹配的方式进行。

由图 3.8 我们可以看出, Agent 中的任务子序列可能存在着很多冗余,主要表现在有些 Agent 中的任务子序列长期不参与任务的匹配。这些任务子序列对于系统而言并没有太多的作用,所以我们为了使系统更具动态性,同时减少系统负载,我们引入了 Agent 任务子序列释放机制。

3.3.6 释放机制

由克隆选择机制我们可以看出, Agent 在学习过程中任务子序列的长度会不断加长,这样就会导致系统越来越庞大,最终 Agent 都具有所有的任务子序列,从而完成所有的任务,这与 MAS 协同思想不相符,同时也不能表现出 Agent 的自治性与智能性,所以我们这里引入了 Agent 的释放机制。

当 Agent 中的任务子序列长期不被使用时,我们将该子序列删除,具体操作如下:

在匹配每一个任务 t_i 过程中,如果 Agent 中的任务子序列匹配成功,那么按照式 (3.10) 增加该任务子序列的可用性,如果在匹配过程中 Agent 中的任务子序列没有匹配成功则按照式 (3.11) 减少任务子序列的可用性。系统初始时,可用性都为 1。可用性用 W 表示:

$$W = W + \Delta W \quad (3.10)$$

$$W = W - \Delta W \quad (3.11)$$

式中 ΔW 为每次递增或者递减的幅度,我们设定为 0.1。若 $W < 0.3$ 我们就把该任务子序列删除。这样一定程度上起到了释放冗余信息的作用。

当然任务子序列的释放对现实问题还是十分有必要的,比如在供应链管理过程中,选择合适的合作伙伴通常会选择交互次数较多,完成任务较好的伙伴,对提高供应链管理具有积极意义。当然这样也会产生一定的消极意义,有可能无法发现最优的合作伙伴,使系统收敛于局部最优。我们这里主要研究的是基于 AIS 的协同框架,释放机制主要是为了减少系统负载,所以不存在收敛于局部最优的问题。

3.4 基于 AIS 的 MAS 协同控制流程

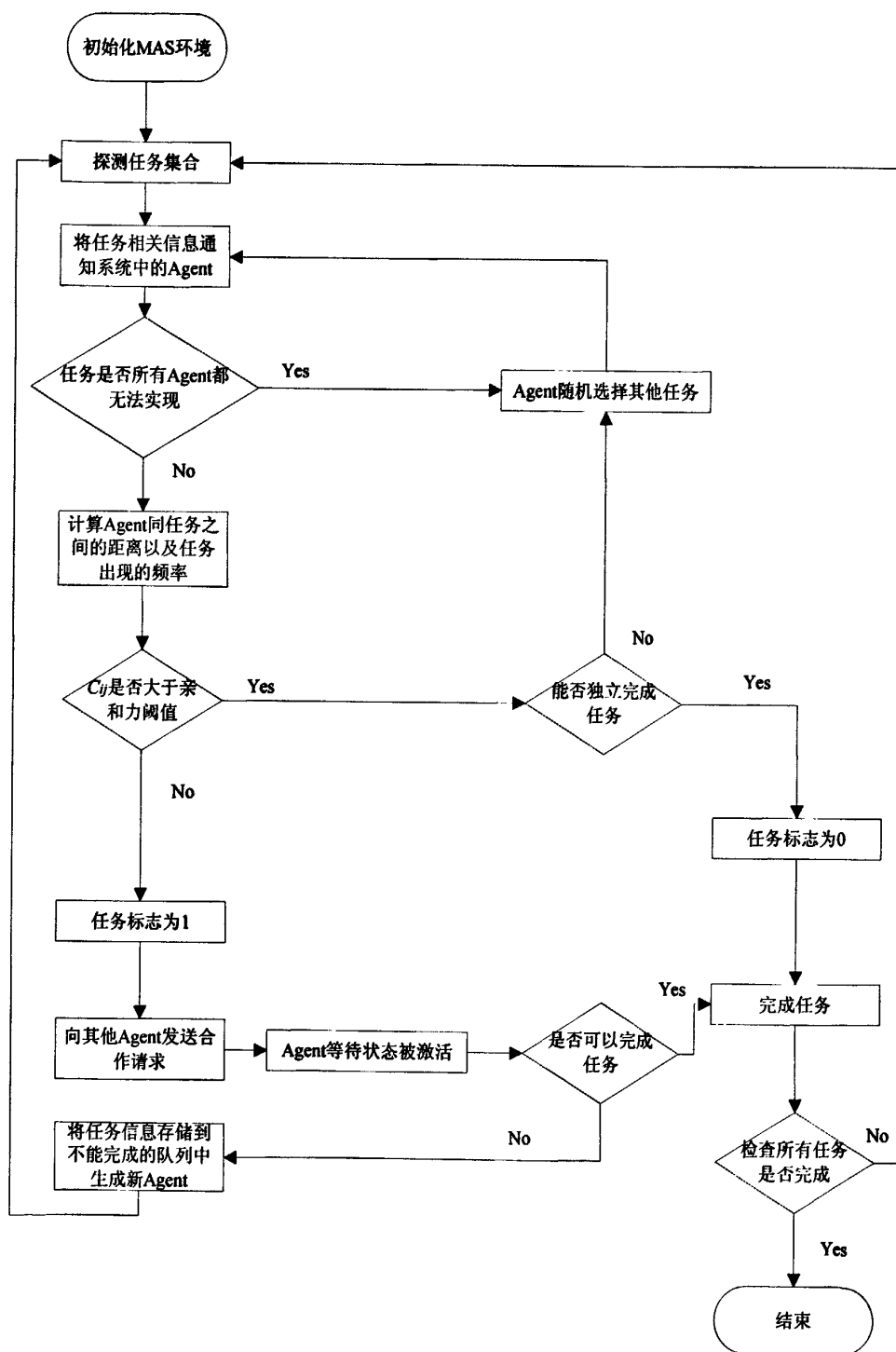


图 3.12 基于 AIS 的 MAS 控制流程图
Figure 3.12 AIS-based MAS control logic

上文具体介绍了基于 AIS 的 MAS 协同框架中各个单元的计算以及作用,下面通过图 3.12 对该框架的控制流程进行说明。

这里需要注意的是,在系统初始化过程中各个 Agent 的状态都初始设为等待状态。首先完成集合 Ag 对任务 t 的亲合力计算,在完成任务过程中,当任务无法完成时, MAS 中的 Agent 随机选择任务集合中的其他任务,通过对其他任务的完成,可以使 Agent 通过克隆选择完成自身更新,从而可以处理以前无法处理的任务,一定意义上可以实现 Agent 的自学习特性。

图 3.12 中的亲合力阈值是一个请求信号,它可以通知其他 Agent 该项任务是否需要进行协作,由公式(3.11)表示:

$$X_i = \frac{\sum_j C_{ij}}{n_i \cdot n'_i} \quad (3.11)$$

其中 C_{ij} 为 Agent j 对任务 t_i 的亲合力(可由 3.3.3 计算得出), n_i 表示可以探测到有能处理任务 t_i 的全部 Agent 的总数, n'_i 表示全部请求处理任务 t_i 的 Agent 总数。

由此我们可以看出 X_i 本身是动态变化的。当亲和力的值达不到 X_i 时发出请求, MAS 进入协同工作状态。

3.5 基于 AIS 的 MAS 协同系统实验结果及分析

通过对基于 AIS 的 MAS 协同机制的分析和研究,我们采用供应链管理为背景进行检验,我们假定 MAS 协同框架中 Agent 的任务子序列为供应链管理中的运输 Agent、销售 Agent、生产 Agent 等等,这里用英文字母代表一个供应链管理步骤。每个任务子序列表示配发过程中的一个环节,任务集合中的任务子序列为一个产品的配发过程。

我们设计了如下的实验环境:协同中 Agent 的能力用英文字母表示, Agent 的任务子序列随机产生, Agent 任务子序列长度规定最多为 10 位,其中字母可以重复,系统中 Agent 初始个数为 100 个;任务子序列也同样通过英文字母随机产生,子序列长度为 20,随机生成 100 个任务,其中字母同样可以重复。 ω_1 , ω_2 , ω_3 分别设定为 1, 4, 8。

实验通过两种方法实现,一种是采用基于 AIS 的 MAS 协同框架实现,一种通过随机任务匹配方式实现。随机任务匹配方式本身不具有学习能力,只是通过 Agent 任务子序列同任务 T 的任务子序列进行匹配,匹配成功完成任务,匹配失败

则放弃任务。实验结果见图 3.13 所示。

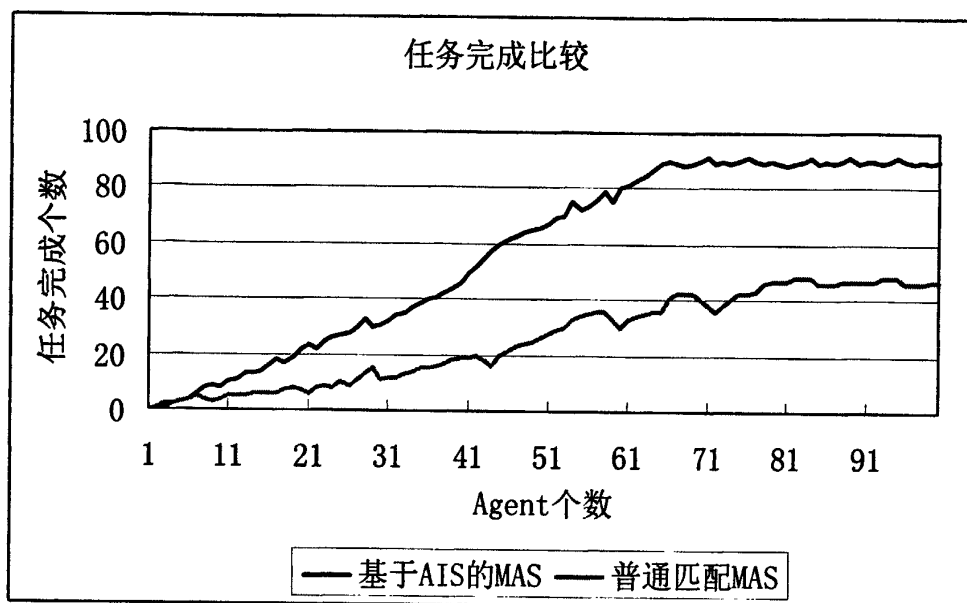


图 3.13 任务完成单次比较

Figure 3.13 the Comparison of tasks completed

图 3.13 为参与协同的 Agent 个数与完成任务个数的比较图，比较对象是基于 AIS 的 MAS 与随机任务匹配的 MAS，由图 3.13 我们可以看出，基于 AIS 的 MAS 协同框架在完成任务个数方面有明显的优势，传统的普通匹配方法对于 MAS 环境中的许多任务无法实现。由于 MAS 中 Agent 自身能力以及任务的要求都是随机的，所以对于传统匹配方法的 MAS 协同在完成任务过程中还存在着不确定性。我们又对 Agent 以及任务重新选择了 10 组进行了实验，将 10 次试验的均值进行了比较。如图 3.14 所示。

由图 3.14 我们可以看出基于 AIS 的 MAS 协同框架的稳定性要明显好于传统的匹配方法的 MAS，而且通过 Agent 自身的学习，Agent 的选取以及任务的实施没有受到系统的影响。

实验过程中的英文字母序列，我们可以看做是完成任务子序列，以及 Agent 自身任务子序列。这些任务相对而言是相互独立的。由此我们可以得出，基于 AIS 的 MAS 协同框架具有一定的学习能力，在处理独立多任务问题中具有较好的效果。

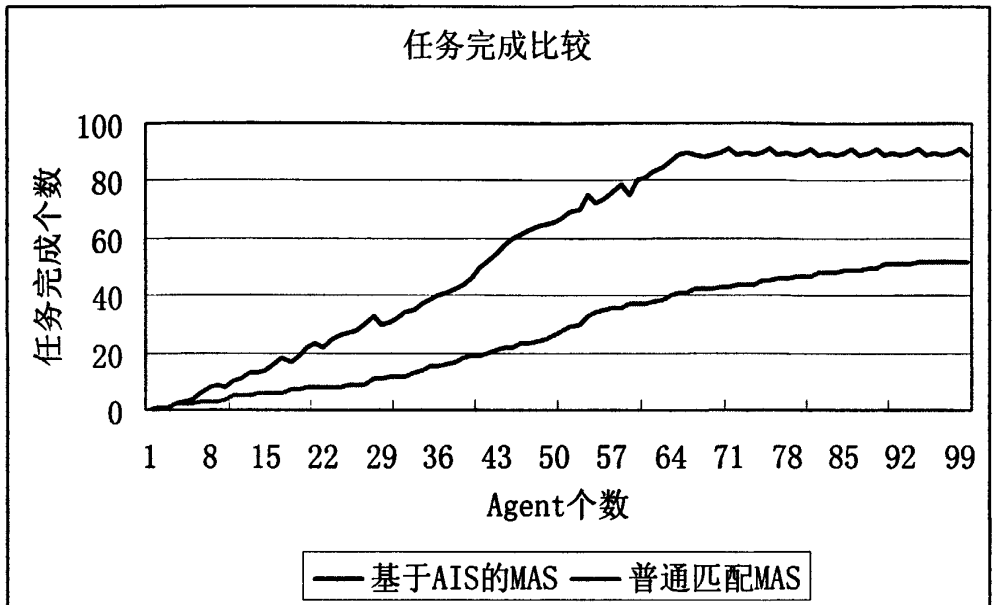


图 3.14 任务完成均值比较

Figure 3.14 Comparison mean of tasks completed

3.6 本章小结

通过使用 AIS 协同框架为 MAS 合作机制提出了一种新的思路,一定程度上将 AIS 中的特性应用于 MAS 控制中,从而实现 MAS 中各个 Agent 之间的协同工作。通过亲和力、计算克隆选择以及特征匹配,为 MAS 解决独立多任务问题进行了初步的尝试。虽然,当前已经有人将 AIS 的思想应用于 MAS 中,但是只是应用其中的某一方面,比如将克隆选择、二次应答,应用于最优问题求解^[107]。或者将 AIS 算法应用于 MAS 单一问题求解^[96],而且这些应用也只是处于探索阶段。对于相互独立多任务问题,并没有提出很好的解决方法。本章将 AIS 中最重要的亲和力计算和克隆选择相结合,一定程度上将 AIS 中最重要的思想应用于 MAS 的合作求解过程中。

在对 MAS 协同框架研究中,还有很多需要进一步研究的内容,比如特征匹配机制如何更全面,更合理;任务子序列释放机制如何更有效,这些问题都需要进行更进一步地研究。

当然对于在交互过程中,Agent 之间是否可以诚实的交互自己的信息,以及如何选择更可信更可靠的合作伙伴是需要进一步讨论的问题。在开放 MAS 环境中 Agent 都会表现出自利性,Agent 并不一定真实的表现出自己的能力,所以对 Agent

真实能力如何判断，在 MAS 协同研究中就显的尤为重要。我们在下面的章节将信任机制引入到 MAS 协同系统中，重点讨论信任在 MAS 协同工作中发挥的重要作用。

第四章 开放 MAS 系统的一个信任信誉系统模型

在开放的 MAS 系统中, Agent 可以自由出入 MAS 系统。我们在第三章已经提出了基于生物智能的 MAS 协同框架,但是对于 Agent 在交互过程的是否可以诚实地表达自己的能力,合作过程中可靠性到底有多少并没有说明。我们在以前的描述过程中,都规定 Agent 无私地通知其他 Agent 自己解决问题的能力,但是在开放 MAS 系统中, Agent 本身是自利的,为了适应开放 MAS 协同工作的需要,这里我们就需要引入一个新的概念——信任。

关于信任问题,研究者已经进行了一定的研究,参见第二章的相关内容。本章主要通过当前较为流行和公认的 FIRE 信任模型^[24]进行分析,提出其中的不足,并通过引入个性特征,对 FIRE 模型进行相应的改进,使其更适应 MAS 协同工作的需要。

信任对于协同过程中解决问题和任务是十分重要的。MAS 系统中的信任和信誉目前尚无统一的定义^[94]。本章中的信任是指 Agent 根据自己的知识和在以往的交互中获得的经验判断得出的信任,也称直接信任,它反映了 Agent 的主观观点;信誉是指通过搜集 Agent 所处的环境中其他 Agent 的观点,经过自己的加工得出的信任^[65,93]。MAS 系统中的信任和信誉日益受到研究者的关注,这是因为在分布、动态的 MAS 环境中,信任和信誉在 Agent 间的交互过程中起着重要的作用^[60],比如,很多学者认为利用人类社会中的信任机制是解决 Agent 间信任问题的重要方法,研究者在电子商务、P2P 网络、网格计算、医疗咨询等领域已有基于信任和信誉方法的应用^[51,65,72,121,122]。同时,为了支持信任和信誉的计算,也提出了多个信任和信誉系统模型,其中有集中式的系统模型,如 eBay 模型(<http://www.ebay.com>)和 SPORAS 模型^[123],也有分布式的系统模型,如 ReGreT 模型^[23]和 FIRE 模型^[24]。

在开放 MAS 系统中,由于 Agent 可以在任何时刻进入或离开,当 Agent 交互解决协同问题时,信任和信誉就显得更为重要。同时,集中式的系统模型由于需要一个中心控制单元,同时需要系统中的 Agent 相对固定,所以它难以适应这种开放式的环境,因此,针对集中式信任模型的不足 Huynh 等人^[24]提出了 FIRE 模型。该模型将 MAS 中的 Agent 分为消费者和提供者两类,针对类似与人类社会中的买卖关系进行研究,同时消费者 Agent 根据四种部件对提供者 Agent 做出信任评价。这四种部件是:基于直接经验的信任(interaction trust, IT);基于角色规则信任(role-based trust, RT);证人信誉(witness reputation, WR);目标 Agent 主动提供的第三方参考(certified reputation, CR)。然而, FIRE 模型中存在这样的不足:消费者 Agent 在给提供者 Agent 的服务做评价时,对提供者 Agent 提供的服务采用完全相同的标准,即对于同一个服务,任何消费者 Agent 给出的评分的权值是一样的,

并没有考虑交互过程中 Agent 在处理同一服务中的个性差异,因此,仅根据消费者 Agent 给出的评分就得出提供者实际提供的服务质量具有一定的不可靠性,同时无法体现信誉在某种程度上的个体差异。

针对这个问题,我们对 Agent 自身的特点进行研究。实际上,Agent 在做评价时,会有自己的主观特点:(1) 消费者 Agent 给出的评分与自己的期望相关。这里定义期望为消费者 Agent 希望获得提供者 Agent 的服务质量。当消费者 Agent 获得的服务质量刚好达到它的期望时,它给出中间评价;当消费者 Agent 获得的服务质量高于它的期望时,它给出正面评价;当消费者获得的服务质量低于它的期望时,它给出负面评价。此时,一个消费者 Agent 想要得到另一消费者 Agent 在某次交互中获得的服务质量,不能仅根据该消费者 Agent 在此次交互后对提供者 Agent 给出的评分,同时需要考虑该消费者 Agent 的期望;(2) 消费者 Agent 给出的评分与自己本身的态度相关。这里,消费者的态度指的是消费者 Agent 对提供者 Agent 给出的评分同消费者 Agent 获得的实际服务质量与它的期望间存在的差异的关系。简单的说就是消费者 Agent 的评分同实际服务质量与自身期望服务质量的差异。我们通过例子进行说明,以送货服务为例,对于相同的延误时间,有的消费者会表示出强烈的不满,而有的消费者仅会稍有微词。这里的不满和无所谓即为服务质量和期望之间的差异,而对于提供服务的送货员的评分即为消费者 Agent 的态度。另外,在 FIRE 模型中,消费者 Agent 根据它搜集到的详细交互数据计算信任,因此 Agent 间的通讯数据量较大,对于系统的效率以及 Agent 自身的能力都会产生不利的影响。为此,本章在 FIRE 模型的基础上,设计了一种信任和信誉系统,在其中引入了消费者 Agent 的个性特征,同时,证人信誉和第三方参考的计算不再单纯从详细的交互数据出发,从而使该改进模型更具有现实意义。改进的模型称为扩展 FIRE 模型,记为 E-FIRE。

4.1 E-FIRE 模型

E-FIRE 模型是在 FIRE 模型^[24]的基础上设计产生的。虽然 FIRE 模型使用了四种部件,但由于 RT 部件与实际应用密切相关,Huynh 等人在他们的实验中只考察了 IT、WR 和 CR 三种部件^[25]。因此,我们在 E-FIRE 模型中只采用 IT、WR 和 CR 三种部件。

在 E-FIRE 模型中,我们为了表述方便将消费者 Agent 记为 Agent a ,提供者 Agent 记为 Agent b ,Agent a 评定 Agent b 的基本过程是:查询自己与 b 的交互历史,根据结果计算对 b 的直接信任;向自己的熟人 Agent 询问,征求它们对 b 的看法,并根据结果计算得出证人信誉; b 向 a 提供自己的服务历史记录, a 由此计

算第三方参考；最后综合这三部分，得到最终 Agent a 对 Agent b 的信任评分。消费者 Agent a 对提供者 Agent b 在第 i 轮交互中给出的评定记为 $r = (a, b, \varepsilon, i, v)$ ，其中 ε 表示评定的项目，例如新闻提供者提供的新闻的重要性、及时性等； $v \in [-1, 1]$ 表示评分，即消费者 Agent 给出的信任评价，其中 -1 表示绝对的负面评价，1 表示绝对的正面评价，0 表示中性评价，即提供者的服务刚好满足消费者的要求。为方便讨论，这里假定需要评定的项目只有一个。

为了支持证人信誉，每个消费者 Agent 要与另外一些消费者 Agent 建立熟人关系。这里假设熟人关系是不可传递的，且只能直接找自己的熟人做证人，而不能直接找熟人的熟人（但不是自己的熟人）做证人。另外，这里假设各 Agent 都是诚实的，且愿意共享自己的经验。这些假设与 FIRE 模型中的假设相同。

4.1.1 消费者 Agent 的评定方法

消费者 Agent 在给一个提供者 Agent 做出评定的时候，会带有主观特征，并且这种主观特征通常满足边际效应递减的条件，即消费者 Agent a 根据自己的态度和期望获得的服务质量对其获得的服务质量做出评价，如果其获得的服务质量高（低）于它所期望的服务质量，则给出正面（负面）评价，并且，服务质量高（低）于它所期望的服务质量越多，给出的评价就越趋近于 1(-1)。

为此，选定如式(4.1)所示的 S 型函数来确定消费者的评定值：

$$v = \frac{e^{\eta(x-s)} - e^{-\eta(x-s)}}{e^{\eta(x-s)} + e^{-\eta(x-s)}} \quad (4.1)$$

其中 $\eta \geq 0$ 表示消费者的态度，其取值越大，则表示在没能满足其要求时，给出的评分越苛刻，而在满足其要求时，给出的评分越宽松，即当其获得的服务质量稍高（低）于它的期望时，它会给一个很高（低）的评定值； s 表示消费者期望获得的服务质量，它可以在服务质量的取值范围内任意取值。本文假设服务质量的取值范围 $x \in (-\infty, \infty)$ ，且当服务质量为负时，表示该服务对所有的消费者有损害，且绝对值越大，该损害越大；当服务质量为正时，表示该服务能使某些消费者受益，且值越大，该受益程度越大。又假设 $s \geq 0$ ，表示消费者都不希望获得对自己有损害的服务。期望获得的服务质量相同而态度不同的消费者给出的评定值与其获得的服务质量的关系如图 4.1 所示（这里假设 $s=1$ ），其中横轴表示服务质量，纵轴表示评分。

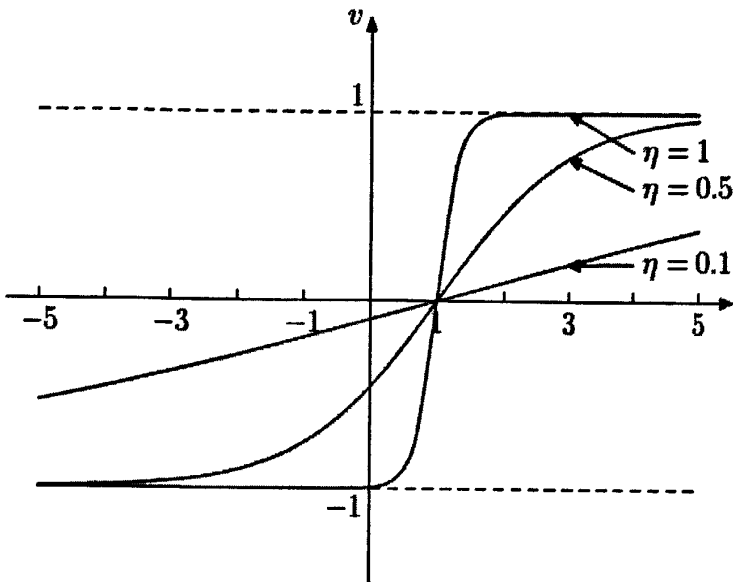


图 4.1 评定值与获得的服务质量的关系

Fig 4.1 The relationship between rating value and quality of service

由图 4.1 可知:(1)期望相同而态度不同的消费者会对相同的服务质量做出不同的评价。比如,当提供者的服务质量为 2 时,态度取值为 1 的 Agent 给出的评分接近 1,而态度取值为 0.1 的 Agent 给出的评分仅稍大于零;(2)评分具有边际效应递减的特点,即随着服务质量超出期望的值的增加,评分趋向于 1 的速度逐渐减少;反之,评分趋向于 -1 的速度逐渐减少。同时易知,期望不同而态度相同的消费者也会对相同的服务质量做出不同的评价,同时也满足边际效应递减的特点。

4.1.2 提供者 Agent 的服务质量

当消费者 Agent 需要服务时,提供者 Agent 根据自己的能力为其提供服务。假定提供者 Agent 的服务质量服从正态分布,其中期望为 μ ,标准差为 σ 。显然,消费者 Agent 期望的服务质量越低于 μ ,则给予提供者 Agent 正面评价的可能性越大;否则,给予提供者 Agent 负面评价的可能性越大。

另外,提供者 Agent 有一个基本的服务范围。在这个范围内,提供者 Agent 的服务质量不会降低;如果超出了这个范围,其服务质量就会降低,并且超出越大,降低得越多。这个假设模拟了现实中的许多情况,比如当送货距离超出某个范围后,消费者需要支付额外的运费。这个假设与 FIRE 模型中的假设相同。

4.1.3 计算信任的算法

消费者 Agent a 与提供者 Agent b 交互后, a 就本次交互对 b 做出评价, 并将该评价提供给 b (b 选取最好的若干评价, 作为第三方参考提供给需要的消费者), 同时, a 根据与 b 以往的交互和本次交互, 对 b 做出综合评价。这个综合评价是 a 根据自己的直接经验做出的, 即为直接信任 IT, 记为 $\tau = (a, b, \varepsilon, i, v)$, 其中 $v \in [-1, 1]$ 表示直接信任评分。当另外一个消费者 Agent c 需要 a 做证人提供关于 b 的看法时, a 就将该直接信任提供给 c 。 c 根据其获得的多方直接信任计算对 b 的证人信誉。

对于提供者 Agent b 主动提供的第三方参考, 消费者首先计算出提供第三方参考的消费者集合, 并根据这些消费者的不同类型做不同的处理: 如果消费者是熟人, 则可以直接询问它, 得到该熟人对提供者 Agent b 的直接信任; 如果消费者不是熟人, 但是证人, 也可以得到该消费者对提供者 Agent b 的直接信任; 如果消费者既不是熟人又不是证人, 则可以根据第三方参考中的有限数据计算该消费者对提供者的直接信任。

计算三种信任 (信誉) 的方法不尽相同, 在下面内容中分别描述。

4.1.3.1 直接信任 IT

消费者 Agent a 根据自己与提供者 Agent b 的交互历史计算它对 b 的直接信任 t_{IT} 。设交互历史为集合 R_{IT} , 则直接信任 t_{IT} 为由式(4.2) 定义的历史评分的加权平均:

$$t_{IT} = \frac{\sum_{r_i \in R_{IT}} \omega_{IT}(r_i) \cdot v_i}{\sum_{r_i \in R_{IT}} \omega_{IT}(r_i)} \quad (4.2)$$

其中, r_i 是评定记录; $\omega_{IT}(r_i) \geq 0$ 是评定记录 r_i 与时间相关的权重; v_i 是评定记录 r_i 的评分。

考虑到评定的时效性, 在计算直接信任时, 越早的评定应具有越小的权重, 为此, 式(4.2) 中的权重参数 $\omega_{IT}(r_i)$ 由式(4.3) 给出:

$$\omega_{IT}(r_i) = e^{-\frac{\Delta t}{\lambda}} \quad (4.3)$$

其中, Δt 表示当前评定时间与产生评定 r_i 的时间的间隔; 参数 λ 调整权重随时间的衰减速度, 应根据具体的应用设定, 同时也会受到系统选定的时间单位的影响[24]。显然, 当前评定的时间权重为 1。与文献[25] 相同, 本文假定 5 个时间单位前的

评定的权重为 0.5，因此选定 $\lambda = -\frac{5}{\ln 0.5}$ 。

对于集合 R_{π} 中的评定记录，需要评价其内在的可靠性。文献[25] 计算了该集合的评定可靠性 (rating reliability) 和稳定可靠性 (deviation reliability)，其中评定可靠性反映了集合中评定数据的新颖程度，而稳定可靠性反映了该集合中数据的波动程度。与 FIRE 模型不同，本文只考虑稳定可靠性，而不考虑评定可靠性，因为与时间相关的因素已经在式(4.3) 的参数 $\omega_{\pi}(r_i)$ 中考虑过了。稳定可靠性 ρ_{DIT} 由式(4.4) 计算：

$$\rho_{DIT} = 1 - \frac{\sum_{r_i \in R_{\pi}} |v_i - \bar{v}|}{2|R_{\pi}|} \quad (4.4)$$

其中， $|R_{\pi}|$ 表示该集合的基， \bar{v} 表示该集合中评分的算术平均值，即 $\bar{v} = \frac{1}{|R_{\pi}|} \sum_{r_i \in R_{\pi}} v_i$ 。

4.1.3.2 证人信誉 WR

消费者 Agent a 评价提供者 Agent b 时，仅靠自己与 b 的交互历史通常是不够的，这就需要寻找证人提供帮助，特别是在 a 从未与 b 交互过的情况下。为了寻找证人，消费者 Agent 需要与其他的消费者 Agent 建立熟人关系。当需要时，就从熟人中寻找证人。如果找到的证人没有与 b 交互过，从而无法提供证据，则此时该证人在它的熟人中寻找证人。由于 Agent 所拥有的资源是有限的，所以不允许它询问太多的熟人，也不允许证人无限制地将询问传递下去。为此，与 FIRE 模型相似，消费者 Agent 在熟人中寻找的证人个数限制在 n_{BF} 之内，而传递的长度限制在 n_{RL} 之内。在本章中， $n_{BF} = 2$ ， $n_{RL} = 5$ 。

与 FIRE 模型中搜集到的证据是证人与提供者的原始交互记录不同，E-FIRE 模型中搜集到的证据是证人对提供者的直接信任，因此，数据量通常较小。假设搜集到的证据集合为 R_{WR} ，其中的元素表示为 τ_i ，对应的评分表示为 v_i ，则消费者根据式(4.5) 计算证人信誉 t_{WR} ：

$$t_{WR} = \frac{\sum_{\tau_i \in R_{WR}} \omega_{WR}(\tau_i) \cdot v_i}{\sum_{\tau_i \in R_{WR}} \omega_{WR}(\tau_i)} \quad (4.5)$$

其中 $\omega_{WR}(\tau_i)$ 是与时间相关的权重，其设定方法与计算直接信任时设定 $\omega_{\pi}(r_i)$ 的方

法相似(见式(4.3)), 不同之处在于 Δt 表示当前评定时间与产生直接信任 τ_i 的时间的间隔。

对于集合 R_{WR} 中的评定记录, 同样需要评价其内在的可靠性。与计算直接信任的可靠性相同, 这里只考虑稳定可靠性, 而不考虑评定可靠性, 因为与时间相关的因素已经在计算 $\omega_{WR}(\tau_i)$ 时考虑过了。证人信誉的稳定可靠性 ρ_{DWR} 由式(4.6)计算:

$$\rho_{DWR} = 1 - \frac{\sum_{\tau_i \in R_{WR}} |v_i - \bar{v}|}{2|R_{WR}|} \quad (4.6)$$

其中, $|R_{WR}|$ 表示该集合的基, \bar{v} 表示该集合中评分的算术平均值, 即 $\bar{v} = \frac{1}{|R_{WR}|} \sum_{\tau_i \in R_{WR}} v_i$ 。

4.1.3.3 第三方参考 CR

消费者 Agent a 在评价提供者 Agent b 时, b 可以向 a 提供自己的“成功案例”供 a 参考。这些“成功案例”就是第三方参考 CR。这里, “成功案例”是提供者获得的原始评定记录。一般地, 提供者都会将其获得的最好的评定提供给消费者。

与 FIRE 模型直接使用提供者提供的原始评定记录计算第三方参考不同, 这里需要根据这些原始评定记录做进一步的处理: 根据这些原始评定记录得到提供第三方参考的消费者集合; 对于该集合中的消费者, 如果它是 a 的熟人, 则 a 直接向它询问, 得到它对 b 的直接信任; 如果它不是 a 的熟人, 但是 a 在寻找证人时通过熟人关系找到的证人, 则 a 也可以直接得到该消费者对 b 的直接信任; 如果它既不是 a 的熟人, 又不是证人, 则 a 无法得到它对 b 的直接信任, 此时 a 根据第三方参考中的数据按照计算直接信任的方法计算该消费者对 b 的直接信任。上述直接信任构成集合 R_{CR} 。最后, a 根据该集合按照计算证人信誉的方法计算第三方参考 t_{CR} 和稳定可靠性 ρ_{DCR} 。

4.1.3.4 综合信任评分

一般地, 消费者 Agent 可以自主决定根据哪种或哪些信任(信誉)部件来确定对提供者的信任评分, 不过有理由相信综合各种来源的信息可以提高评分的准确度。综合信任评分 t 由式(4.7)定义:

$$t = \frac{\sum_{K \in \{IT, WR, CR\}} W_K \cdot \rho_{DK} \cdot t_K}{\sum_{K \in \{IT, WR, CR\}} W_K} \quad (4.7)$$

其中 $W_K \geq 0$ 由人为指定, 表示三种部件的重要性。通常给直接信任赋予较高的重要性, 给第三方参考赋予较低的重要性。在本文后面的实验中, 取 $W_{IT} = 4$, $W_{WR} = 2$, $W_{CR} = 1$ 。

4.2 实验环境

实验环境与 Huynh 等人^[25]的实验环境类似, 简要描述如下。

消费者 Agent 和提供者 Agent 都随机地放置在半径为 1.0 的球体空间内。每类 Agent 都有各自可以感知的范围 (用 r_0 表示)。消费者可以感知自己范围内的消费者, 从而和它们建立熟人关系; 同时, 也可以感知该范围内的提供者, 并从它们那里得到服务。提供者可以为自己范围内的消费者无损地提供它的服务。本文设定两类 Agent 的 r_0 均为 0.2。

在实验环境中, 有四类共 100 个提供者, 其中三类提供者的服务性能服从正态分布, 其平均性能 μ 在给定的范围内随机确定, 如表 4.1 所示, 同时, 该表也给出了提供者的数量和服务质量的标准差 σ 。

第四类提供者的服务质量服从 $[-5, 5]$ 上的均匀分布, 数量为 5 个。

表 4.1 三类提供者的数量和性能指标

Table 4.1 The number and the performance of the three types of providers

Profile	The range of μ	σ	number
Good	[5,10]	1.0	10
Ordinary	[0,5]	2.0	40
Bad	[-10,0]	2.0	45

在实验环境中, 共有 500 个消费者, 每个消费者都有自己的主观特征, 即有自己独特的态度 η 和期望的服务质量 s 。为模拟消费者的多样性, η 在 $[0.1, 1]$ 的范围内随机选取, 而期望的服务质量 s 在 0 至 9 十个整数中随机选取。同时, 消费

者并不是在每轮交互中都需要服务,而是按某个概率提出服务需求。该概率用 α 表示,并在[0.25,1.0]之间随机选取。

在实验中,Agent间的交互按轮进行,同一轮中的交互视为同时发生。当一个消费者 a 提出服务需求时,如果其感知范围内有提供者,如下所示的过程选择服务提供者。

1. a 分别评价其感知范围内的所有提供者。如果可以计算提供者的信任,则将提供者加入到 HasTrust 集合中,否则将其加入到 NoTrust 集合中;
2. 如果 HasTrust 为空,则从 NoTrust 中随机选择一个作为服务提供者;
3. 如果 NoTrust 为空,则从 HasTrust 中选择信任评分最高者作为服务提供者;
4. 如果两个集合都不为空,则以概率 p 选择 HasTrust 中评分最高的提供者,以概率 $1-p$ 在 NoTrust 集合中随机选择提供者,其中 p 用模拟退火的方法由式(4.8)确定:

$$p = \frac{e^{t_b/\gamma}}{e^{t_b/\gamma} + e^{t_{avg}/\gamma}} \quad (4.8)$$

其中 t_b 表示 HasTrust 集合中提供者的最高信任评分; t_{avg} 表示 HasTrust 集合中提供者的平均信任评分; γ 表示温度参数。在本文的实验中, γ 的初始取值为 500, 衰减速率为 0.98, 但最低温度为 2。

消费者 Agent 和提供者 Agent 仅能存储最近若干交互历史,这是因为各自的资源有限,同时,过于陈旧的数据对当前的信任评价来说意义不大。这里假设每个 Agent 仅能存储 $H=10$ 个交互记录。

在开放 MAS 系统中,每个 Agent 都可以自由地进入或离开,因此,环境会有许多变化,比如消费者间的熟人关系不会永远保持,提供者的服务质量也不会一成不变。为此,实验系统还设计为具有如下的特点:

(1) 每轮交互结束后,允许一定数量的 Agent 离开,同时对应类型、相同数量的 Agent 进入,从而保持各类型的 Agent 在环境中的比例不变(新加入的 Agent 的参数又重新随机设定,从而导致交互中的各项性能不再相同)。同时,为保持环境的相对稳定,每轮离开(进入)的消费者的比例不超过消费者数量的 p_{CPC} , 提供者的比例不超过提供者数量的 p_{PPC} 。一般地,提供者群体的稳定性应更好些,因此通常令 $p_{PPC} < p_{CPC}$ 。这里设定 $p_{PPC}=0.02$, $p_{CPC}=0.05$;

(2) 每轮交互结束后,每个 Agent 都按照一定的概率变换自己的位置,从而使各消费者 Agent 重新建立熟人关系,同时也改变了自己周围的提供者群体。消费

者改变位置的概率记为 p_{CLC} ，提供者改变位置的概率记为 p_{PLC} 。本文令 $p_{CLC}=p_{PLC}=0.1$ 。在改变位置时，要保持其可感知的范围 r_0 不变，为此，采用极坐标来描述改变的方法：假设 Agent 的坐标为 (r_0, φ, θ) ，则改变位置的方法是分别在 φ 和 θ 上增加变化量 $\Delta\varphi$ 和 $\Delta\theta$ 。这两个变化量均在 $[-\Delta\theta, \Delta\theta]$ 之间随机选取。这里取 $\Delta\varphi=\pi/20$ ；

(3) 每轮交互结束后，前三类提供者 Agent 都按照一定的概率 $p_{\mu C}$ 变换自己的服务性能，即期望 μ 发生 $\Delta\mu$ 的变化。本文中取 $p_{\mu C}=0.1$ ，并令 $\Delta\mu$ 在 $[-1,+1]$ 中随机选取。另外，提供者按照概率 $p_{ProfileSwitch}$ 彻底改变自己的行为，即采用新的期望 μ ，但不改变自己的类型。本文中取 $p_{ProfileSwitch}=0.02$ 。

4.3 实验结果

文献[25] 已经表明 FIRE 模型的性能优于 SPORAS 模型^[109]，因此这里只与 FIRE 模型做比较。实验方法是按 FIRE 模型和本文的扩展模型 E-FIRE 各随机运行 50 次，每次交互 500 轮，然后计算每轮中消费者获得的平均服务质量。同时，为比较在上述的动态实验环境下各信任部件的性能差异，这里分别比较各部件的性能，然后比较完整的模型。

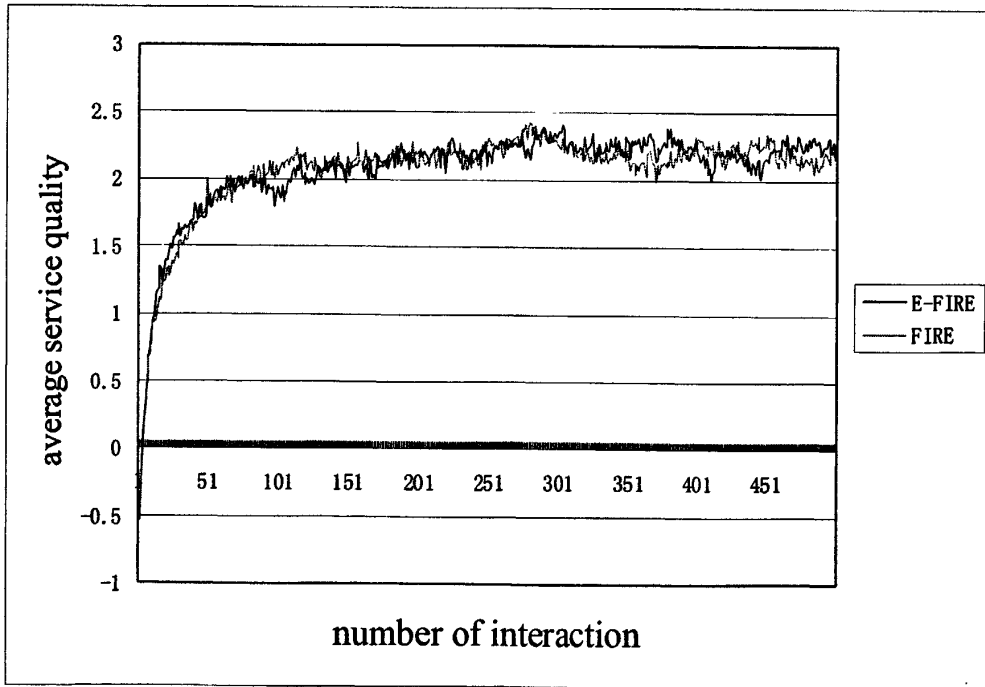


图 4.2 直接信任的性能比较

Fig. 4.2 Performance comparison for the IT

直接信任 IT、证人信誉 WR 和第三方参考 CR 的性能比较结果分别如图 4.2、图 4.3 和图 4.4 所示。

由图 4.2 可以看出，在两个模型下，直接信任的性能总体相似。由图 4.3 可以看出，在两个模型下，证人信誉的性能总体也很相似。但由图 4.4 可以看出，在两个模型下，第三方参考的性能存在明显差异：虽然在约前 230 轮交互中，两者的性能相近，但在之后的交互中，E-FIRE 模型中的消费者获得的服务质量高于 FIRE 模型中消费者获得的服务质量。

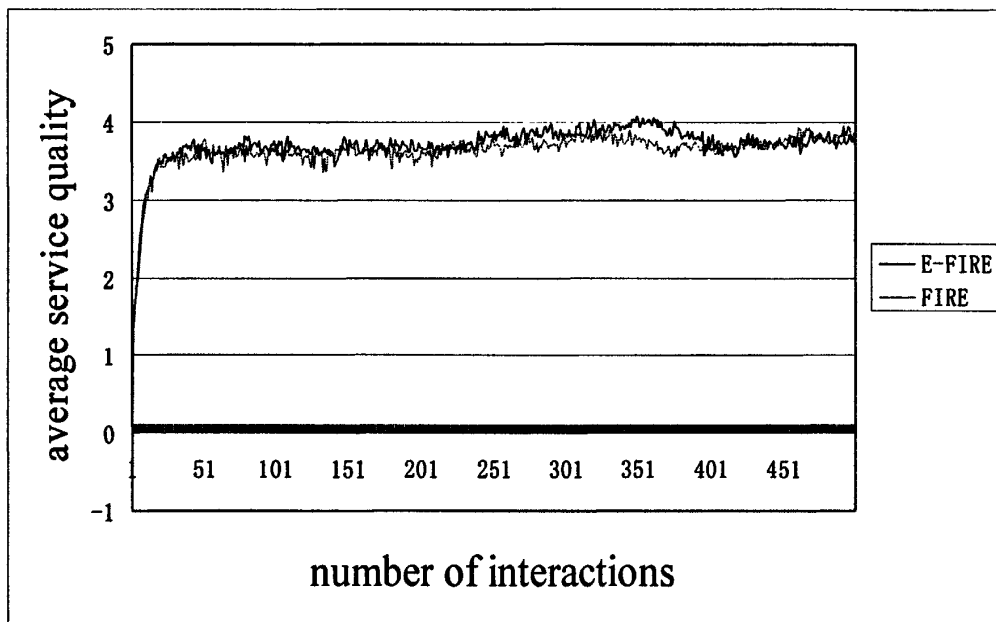


图 4.3 证人信誉的性能比较

Fig 4.3 Performance comparison for the WR

造成这种结果的原因是：虽然在 E-FIRE 模型中消费者具有个性特征，而在 FIRE 模型中消费者没有个性特征，但两模型中的消费者给提供者的评分与其获得的服务质量间保持严格的递增关系，即服务质量高的提供者获得的评分总比服务质量差的提供者获得的评分高，此时，如果将提供者按服务质量排序，则可从概率意义上保证排序结果在两个模型下基本一致，而排序结果是否与真实情况一致主要取决于抽样数据。对于两个模型中的直接信任和证人信誉，由于计算相应的信任评分所依赖的数据集是相同的，所以在两个模型下两者的性能分别相似。对于第三方参考的计算，在 FIRE 模型中，依赖的数据集只是提供者主动提供的有限数据，最多 H 个评定记录；而在 E-FIRE 模型中，如果提供第三方参考的消费者是评价消费者的熟人或证人，则计算第三方参考所依赖的数据集就包含了这些消费

者与提供者的最近交互数据，这些数据要比提供者主动提供的数据丰富，因此，依靠这些数据做出的评价会更准确。

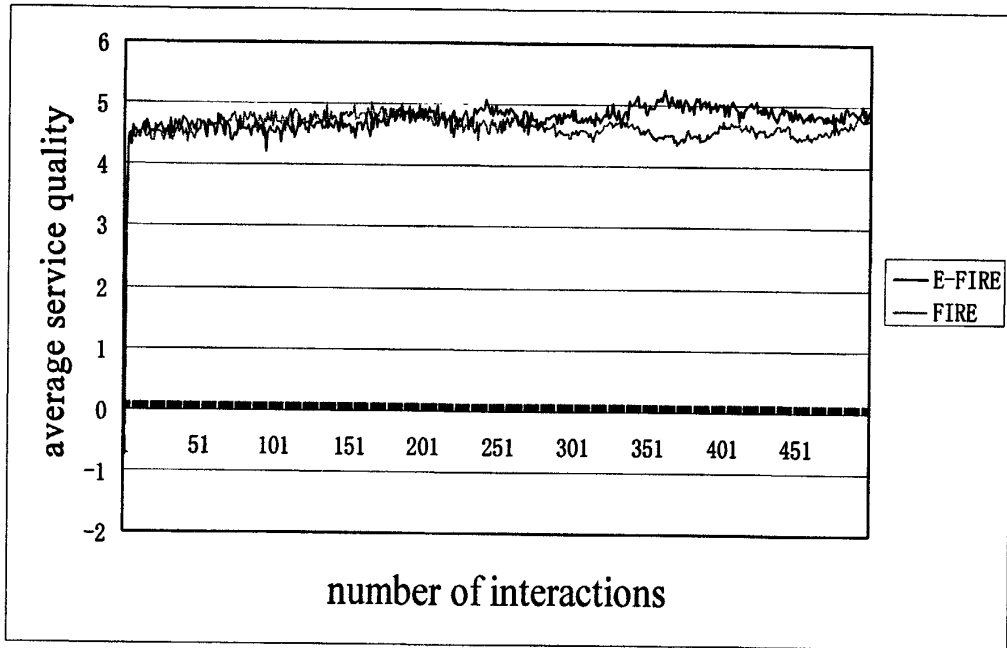


图 4.4 第三方参考的性能比较

Fig 4.4 Performance comparison for the CR

从图 4.4 可以看出，在刚开始交互的时候，CR 在两个模型下的性能近似，这是因为计算信任时所依赖的数据集的差别并不大；随着交互次数的增加，在交互次数大于约 230 时，由于在 E-FIRE 模型中计算 CR 所依赖的数据更丰富，所以 CR 在 E-FIRE 模型中的性能通常要好于在 FIRE 模型中的性能。需指出，虽然在 E-FIRE 模型中依赖的数据集更丰富，但评价消费者尽量利用了提供第三方参考的消费者对提供者的直接信任，而不直接使用详细的评定数据，因此在两个模型下，计算 CR 的计算量近似。

FIRE 和 E-FIRE 两个完整模型的性能比较如图 4.5 所示。从该图可以看出，在刚开始交互时，两者的性能差别不大，但随着交互次数的增加，特别是当交互次数达到约 230 之后，E-FIRE 模型的性能一致地好于 FIRE 模型的性能。另外，与图 4.4 比较可知，完整模型的性能没有仅使用 CR 时的性能好，这是因为 IT 和 WR 的性能均差于 CR，并且在完整模型下，CR 的权值较小。如何自适应地调节三部件的权值是一个需要进一步研究的问题。

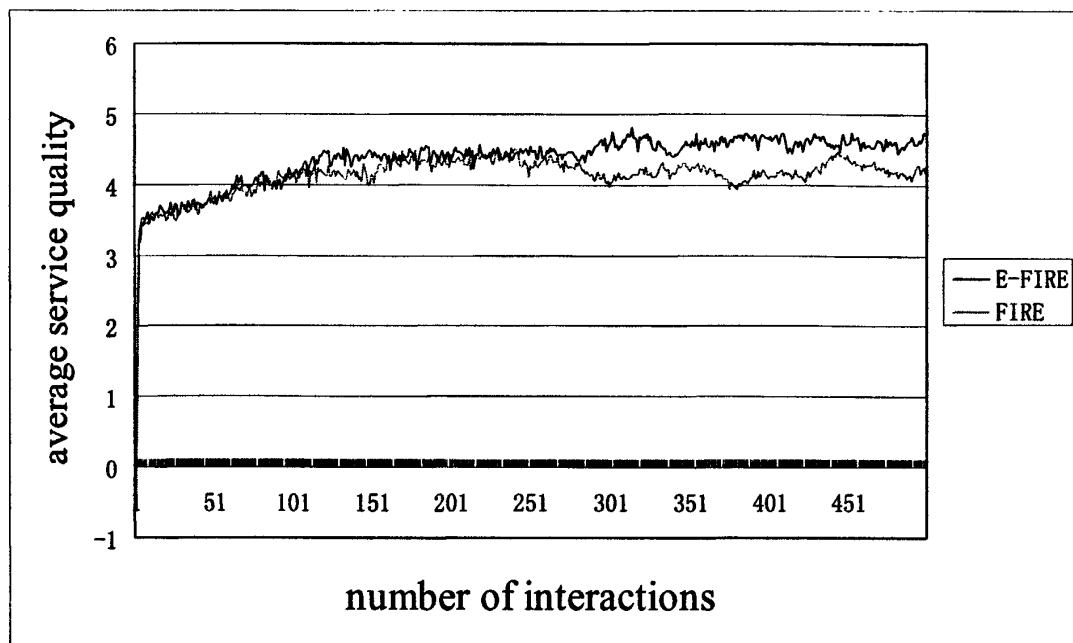


图 4.5 FIRE 模型和 E-FIRE 模型的性能比较

Fig 4.5 Performance comparison between the FIRE and the E-FIRE

4.4 本章小结

在开放 MAS 中, 凡是涉及合作与交互的场合都需要引入信任和信誉, 由此可以看出对信任信誉问题的研究对于开放式的 MAS 十分重要。本章在 Huynh 等人提出的 FIRE 模型^[25] 的基础上, 通过引入消费者 Agent 的个性特征, 构建了 E-FIRE 模型, 使得模型更符合实际: FIRE 模型中, 消费者给提供者的评分的大小仅直接反映了提供者的服务性能的好坏, 因而这个评分对所有的消费者的参考意义相同, 这与现实不符; 在 E-FIRE 模型中, 这个评分与消费者的个性特征相关, 因此对不同的消费者, 该评分的参考意义不同, 从而使模型更符合实际。另外, 在 FIRE 模型中, 信任和信誉的计算都依赖于详细的交互数据。而在 E-FIRE 模型中, 直接信任的计算依赖详细的交互数据; 证人信誉的计算完全依赖证人对提供者的直接信任; 第三方参考的计算在交互开始初期主要依赖详细的交互数据, 随着交互次数的增加, 其计算转为主要依赖提供参考的消费者对提供者的直接信任。与 FIRE 模型比较实验表明 E-FIRE 模型具有较好的性能。

目前, 对信任和信誉系统的研究还不是很深入^[65], 现有模型还需要不断完善。

对于 E-FIRE 模型,今后的工作将从三方面展开:(1)在交互过程中,消费者 Agent 仅对提供者 Agent 进行评价,而没有对提供证据的消费者进行评价,因而不能通过证据更好地评估提供者的性能。通过对提供证据的消费者进行学习,评估消费者的个性特征,应该可以更好地评估提供者的真实性能,从而有望提高信任和信誉系统的性能;(2)现有模型假设各消费者都是诚实的,相互之间没有利益冲突,并且提供者也不存在欺诈行为。这与实际尚有差距。今后的工作也将从这方面展开;(3)与 FIRE 模型类似,E-FIRE 模型中有较多的参数。如何自适应地调节这些参数,增强模型的适应性,也是今后需要研究的内容。

第五章 基于 MAS 协同与信任机制的一体化协商研究

在 MAS 研究过程中,研究者通常采用 MAS 协商的办法处理 Agent 之间的竞争以及系统资源的分配。协商研究中的一体化协商(Integrative Negotiation)希望协商双方通过达成一致获得最大的收益,即双赢^[126]。所以一体化协商在减少 Agent 间的竞争以及分配资源方面都具有重要意义,逐渐成为协商研究中一个非常重要的研究领域。

随着开放式 MAS 环境逐渐成为 MAS 研究中各种问题研究的重点,使得传统的协商方法(即策略选择)的研究也需要进一步深入。由于分布开放式 MAS 环境中 Agent 个体存在自利性和不可靠性,同时系统环境是开放的,允许 Agent 自由进出系统,这样就使 MAS 环境存在很大的不确定性,从而导致传统的一体化协商系统在面对动态开放的 MAS 环境时解决协商问题变得十分困难。而解决这个问题的有效的方法就是充分考虑 Agent 个体的个性特征,通过 Agent 个体的交互记录来推断出 Agent 将要采取的行为,从而完成一体化协商过程。判定这些个性特征的最简单的方法就是研究 Agent 个体在交互过程中对待一体化协商或对待其他 Agent 个体的态度,并根据 Agent 个体的期望对 Agent 的行为作出判断,实现开放式 MAS 系统资源的合理分配,达到一体化协商过程中系统效益增加、系统消耗减少的目的。

本章研究的主要内容是通过对一体化协商的研究,改善开放式 MAS 环境下 Agent 对待协商问题的态度。将适用于 MAS 协同环境下的信任机制应用于一体化协商过程中。通过对信任机制的研究判断出 Agent 协商过程中有关态度如何描述,以及态度在一体化协商中的作用,并通过在供应链管理中的一体化协商过程验证信任机制在处理一体化协商问题中的积极意义。

本章主要是讨论基于 MAS 协同与信任机制的一体化协商,并以供应链管理为背景通过实验检验提出模型的有效性。本章分为五个部分:(1)通过分析揭示 MAS 协同研究对于一体化协商研究的借鉴意义;(2)基于信任机制的一体化协商模型介绍;(3)一体化协商模型的算法描述;(4)一体化协商模型在供应链管理问题中的应用实验及分析;(5)对本章工作的总结并提出下一步研究的目标。

5.1 MAS 协同在一体化协商研究中的借鉴意义

MAS 协商是一种交互机制,它的目的是通过预定的协议和 Agent 的策略来消解两方或多方利益的冲突^[142],同时,有利益冲突的双方为了实现自己利益的最大

化,通过与有合作意愿的 Agent 交互,试图在资源不足的情况下通过有效协商对资源分配达成一致,从而获得最大效益^[143]。

协商过程可以分为两大类:一类是协商发生在类似市场的系统中,称为分配式协商(Distributive Negotiation);另一类是协商发生在分布式问题求解过程中,称为一体化协商,也可称为整合式协商。MAS 协商过程包括任务和资源的分配、冲突问题的解决。

在分配式协商过程中,协商的过程是 Agent 根据自己的兴趣爱好,最大限度地发挥自己的作用从而获得最大的效益。分配式协商的形式是 lose-win^[124,125]。而在一体化协商过程中,Agent 会通过协商提高系统的关联效益,优化系统资源的配置,从而解决分布式求解问题。一体化协商是在假设 Agent 各自无私地发挥自己作用的前提下,通过采用合适的协商策略减少或消除由于竞争带来的损失,使协商双方均获得最大的利益。一体化协商的形式是 win-win^[126-128],也就是我们常说的双赢。

一体化协商作为 MAS 协商问题研究中的一个重要组成部分,在处理协商问题中有关矛盾消除、共同获益方面具有重要的意义。它的目标是在协商过程中为参与协商的 Agent 找出一种方案或策略消除协商中的争议,从而实现协商双方针对特定任务或问题的利益最大化。

MAS 协同与 MAS 协商在 Agent 交互过程中同样重要,MAS 协同研究主要解决的问题是在 Agent 间的交互中,通过合作策略的选择实现系统资源的优化配置,寻找合适的合作伙伴达到合作求解和共同完成任务的目的。

从形式上,一体化协商是在竞争的环境下采用合作的方法消除争议,从而达到一致;协同问题是在以合作的前提下寻找合作伙伴达到合作求解的目的。二者在形式上是有区别的,但双方在各自交互过程中同样采用合作的策略,所以就策略选择而言,二者又是有紧密联系的。所以 MAS 协同研究中采用的合作策略对一体化协商具有同样重要的意义。本章将 MAS 协同信任机制(后文简称为信任机制)应用于一体化协商过程中,完善开放 MAS 环境下的一体化协商过程。

5.2 基于信任机制的一体化协商模型

对于目前分布开放式 MAS 环境,参与协商的数目通常较多,同时 Agent 可以自由进出,而且 Agent 自利性与不可靠性不断加强,导致系统并不稳定。由于传统的一体化协商模型通常是在系统环境较为稳定,参与协商的个体数目一定的情况下进行的,所以它们难以适应分布开放式的 MAS 环境。而在协同过程中通过采用信任机制在一定程度上解决了分布开放式 MAS 环境下的相关问题,所以我们试

图采用信任机制改善传统的一体化协商模型,来处理分布开放式 MAS 环境中的协商。

5.2.1 一体化协商的研究现状及不足

目前,研究者对传统的 MAS 的一体化协商过程已有了一定的研究。Glass 和 Grosz 提出了一种基于 Agent 社会感知的协商模型“brownie points”(BP)^[129]。该模型考虑了 MAS 协商过程中个体 Agent 的差异对协商结果的影响。但在分布开放式 MAS 环境中由于参与协商的 Agent 总是在变化的,所以在一体化协商过程中处理 Agent 的社会感知比较困难,协商过程使系统负载比较大,协商效率无法得到保证,这样就不能很好地适应分布开放式 MAS 环境的需要。

Wagner 和 Zhang 等人^[130,131]针对 Agent 在协商过程中的地位不同,提出了一种 MQ 协商模型。该模型通过分析协商过程中个体 Agent 的性能及其同其他 Agent 的交互记录,对 Agent 设置不同的权值,从而体现 Agent 在协商过程中的不同地位。该方法较好地解决了因 Agent 自由进出而带来的系统不稳定性,同时通过分析 Agent 的交互历史,引入了评价机制,提高了协商的效率。针对分布开放式 MAS 一体化协商,该方法为 Agent 设定的权值主要体现为协商过程中 Agent 对待协商问题和其他 Agent 的态度。可是他们并没有提出态度如何计算、如何调整,只是说明在协商过程中需要通过分析交互历史并通过人为设定权值来动态调整 Agent 在协商环境中的地位,从而完成协商过程。

本章通过引入的信任机制计算一体化协商过程中涉及到的 Agent 的态度,改善一体化协商过程,使其更适应分布开放式 MAS 环境的需要。

5.2.2 基于信任机制的一体化协商

在开放式 MAS 系统中,由于 Agent 可以在任何时刻进入或离开,所以在协商时 Agent 难以获得有效的信息,从而不利于评价要与之交互的 Agent 的性能。引入信任机制后可以将 Agent 在每次交互中做出的信任评价存储在本地数据库中。当再次交互时可以通过分析交互历史找出合适的合作伙伴,完成合作求解,从而可以有效地缓解由于系统不可靠带来的稳定性问题。所以信任机制在开放式 MAS 合作求解过程具有重要的作用^[65]。

一体化协商过程中对参与协商的 Agent 的评定,也就是协商发起者 Agent 对参与协商的 Agent 的性能及可靠性的评定,可以通过对历史交互数据的分析得出。这里的评定也就是协商发起者 Agent 对待参与协商的 Agent 的态度。本章将信任机

制引入一体化协商过程,来解决协商过程中因 Agent 对待协商目标的态度而引起的问题,并动态改变传统的一体化协商过程,从而得出较好的协商结果。在 5.3 节详细描述如何在一体化协商模型中计算信任,并用信任反映协商发起者 Agent 对协商参与者 Agent 的态度。

5.3 信任算法描述

为了较好地反映 Agent 对待协商过程的态度,将 Agent 信任机制引入协商过程中。在协商过程中,将相互协商的两个 Agent 称为协商发起者 Agent a 和协商参与者 Agent b 。Agent a 就本次协商对 Agent b 做出评定,并将该评定记录在本地数据库中。同时,Agent a 根据与 Agent b 以往的协商经验和本次协商的结果,对 Agent b 的信任可信度及可靠性做出综合评价。这个综合评价是 Agent a 根据自己的直接信任和间接信任综合计算得出的,其中直接信任表示为 DX ,记为 $\tau = (a, b, \varepsilon, i, v)$,其中 a 和 b 表示一体化协商过程中的 Agent a 和 Agent b , ε 表示具体评定的项目, i 表示第 i 次交互过程, $v \in [-1, 1]$ 表示直接信任评分。间接信任记为 WX ,是通过寻找以往与 Agent b 交互过的协商发起者 Agent c 作为本次一体化协商过程中 Agent a 的证人,并且 Agent c 为 Agent a 提供有关 Agent b 的评定。然后综合两种信任,最终计算出 Agent a 对 Agent b 的综合信任,从而反映出 Agent a 在一体化协商过程中对 Agent b 的态度。

计算两种信任(信誉)的方法不尽相同,关于信任的计算也可参见 4.1.3 有关直接信任和间接信任的相关计算,我们这里主要提出了一种适应一体化协商过程的直接信任和间接信任的计算方法。

5.3.1 一体化协商中的直接信任

在一体化协商过程中,直接信任的计算是通过协商发起者 Agent a 对协商参与者 Agent b 的协商历史记录计算得出的。直接信任 DX 的计算如式(5.1)所示:

$$t_{DX} = \frac{\sum_{\tau_i \in X} \omega_{DX}(\tau_i) \cdot v_i}{\sum_{\tau_i \in X} \omega_{DX}(\tau_i)} \quad (5.1)$$

其中, X 表示在 Agent a 的本地数据库中存储的有关 Agent b 的评定的集合; τ_i 是 X 中的评定; $\omega_{DX}(\tau_i)$ 是评定 τ_i 与时间相关的权重; v_i 是评定 τ_i 的评分。

考虑到评定的时效性，在计算直接信任时，越早的评定应具有越小的权重，最近的评定更能客观地反映真实的信任情况。在此，式(5.1)中的权重参数 $\omega_{DX}(\tau_i)$ 定义为：

$$\omega_{DX}(\tau_i) = e^{-\frac{\Delta t}{\lambda}} \quad (5.2)$$

其中， Δt 表示当前评定产生的时间与历史评定 τ_i 的时间间隔；参数 λ 调整权重随时间的衰减速度，应根据具体的应用设定，同时也会受到系统选定的时间单位的影响。显然，当前评定的时间权重为1。

对于集合 X 中的评定，Agent a 需要评价其内在的可靠性。文献[19]计算了该集合的评定可靠性（Rating Reliability）和稳定可靠性（Deviation Deliability），其中评定可靠性反映了集合中评定的新颖程度，而稳定可靠性反映了该集合中评分的波动程度。与第四章中一样，本章只考虑稳定可靠性，而不考虑评定可靠性，因为与时间相关的因素已经在式(5.1)的参数 $\omega_{DX}(\tau_i)$ 中考虑过了。稳定可靠性记为 ρ_{DX} ，并由式(5.3)定义：

$$\rho_{DX} = 1 - \frac{\sum_{\tau_i \in X} |v_i - \bar{v}|}{2|X|} \quad (5.3)$$

其中， $|X|$ 表示该集合的基数； \bar{v} 表示该集合中评分的算术平均值，即 $\bar{v} = \sum_{\tau_i \in X} v_i / |X|$ 。

5.3.2 一体化协商中的间接信任

一体化协商中的发起者 Agent a 评价参与者 Agent b 时，仅靠自己与 Agent b 的交互历史通常是不够的，这就需要寻找证人提供帮助，特别是在 Agent a 从未与 Agent b 交互过的情况下。为了寻找证人，Agent a 需要与它的邻居 Agent 建立熟人关系。当有需要时，就从熟人中寻找证人。如果找到的证人没有与 Agent b 交互过，从而无法提供证据，则此时该证人在它的熟人中寻找证人。由于 Agent 所拥有的资源是有限的，所以不允许它询问太多的熟人，也不允许证人无限制地将询问传递下去。为此，协商发起者 Agent 在熟人中寻找的证人个数限制在 n_{BF} 之内，而传递的长度限制在 n_{RL} 之内。

在本章，计算证人信任的方法与第四章中使用的方法类似。假设协商过程中

搜集到的证据集合为 X ，其中的元素表示为 τ_i ，对应的评分表示为 v_i ，则协商发起者根据下式计算证人信誉 WX ：

$$t_{WX} = \frac{\sum_{\tau_i \in X} \omega_{WX}(\tau_i) \cdot v_i}{\sum_{\tau_i \in X} \omega_{WX}(\tau_i)} \quad (5.4)$$

其中， $\omega_{WX}(\tau_i)$ 是与时间相关的权重，其设定方法与计算直接信任时设定 $\omega_{DX}(\tau_i)$ 的方法相似（见式 5.2），不同之处在于 Δt 表示当前评定时间与产生评定 τ_i 的时间的间隔。

对于集合 X 中的评定，同样需要评价其内在的可靠性。与计算直接信任的可靠性相同，这里只考虑稳定可靠性，而不考虑评定可靠性，因为与时间相关的因素已经在计算 $\omega_{WX}(\tau_i)$ 时考虑过了。证人信誉的稳定可靠性记为 ρ_{WX} ，并由式 (5.5) 定义：

$$\rho_{WX} = 1 - \frac{\sum_{\tau_i \in X} |v_i - \bar{v}|}{2|X|} \quad (5.5)$$

其中， $|X|$ 表示集合 X 的基数， \bar{v} 表示集合 X 中评分的算术平均值，即 $\bar{v} = \sum_{\tau_i \in X} v_i / |X|$ 。

5.3.3 一体化协商的综合信任计算

一般地，协商发起者 Agent 可以自主决定根据哪种或哪些信任部件来确定对协商参与者 Agent 的信任评分，不过有理由相信综合各种来源的信息可以提高评分的准确度。综合信任评分 t 为综合直接信任 t_{DX} 和间接信任 t_{WX} 两者（并考虑其相应的稳定可靠性）而得出，由式(5.6) 定义：

$$t = \frac{\sum_{K \in \{DX, WX\}} W_K \cdot \rho_K \cdot t_K}{\sum_{K \in \{DX, WX\}} W_K} \quad (5.6)$$

其中 $W_K \geq 0$ 由人指定，表示两种部件的重要性。通常给直接信任赋予较高的重要性。

信任计算完成后，我们用 Agent 之间的信任表示 Agent 对待协商的态度，并根据它选择最终的协商参与者。选择协商参与者的方法可以根据不同的应用由系统设计者自由选择，比如可以使用模拟退火类型的选择方法。在 5.4 节我们将以供应链管理为应用背景，测试我们提出的一体化协商模型。

5.4 一体化协商模型在供应链管理中的应用

本章以供应链管理 (Supply Chain Management) 问题为背景, 研究一体化协商在其中的应用, 一体化协商在供应链管理过程中主要表现在资源的合理分配, 而供应链管理过程中的资源分配主要通过路径选择实现, 所以一体化协商过程最终表现为 Agent 的选择问题。

供应链管理问题是通过选择合适的协商策略, 实现生产商和销售商在产品分发送过程中都获得最大收益, 同时减少商品分发送过程中因相关厂商的竞争而带来的系统消耗。研究供应链管理中的一体化协商是十分有意义的。

目前, 与供应链管理研究有关的一体化协商的研究很多, 但对供应链问题中各个 Agent (如生产 Agent 和销售 Agent) 在一体化协商过程中对待其他 Agent 的态度并没有很好的解决方法。Agent 对待协商的态度对 Agent 在供应链管理中如何获得更高的收益及如何减少消耗具有很重要的作用。态度问题是一体化协商过程中的一个比较重要的问题。在这里, 我们将信任机制引入一体化协商过程中, 改善协商的结果, 增加 Agent 的总收益。

供应链管理中, 生产 Agent 有多个, 每一个生产一种产品, 且产品的价值已知。产生销售过程分为多个层, 各个层都有多个销售 Agent 可供选择, 且每经过一个层就会增加一定的成本。生产 Agent 选择合适的销售 Agent 作为总代理, 总代理 Agent 又以生产 Agent 的身份选择作为二级代理的销售 Agent, 如此下去, 建立最终的供应链。协商的目标是建立消耗最小、收益最高的供应链。在以上过程中, 如何选择各级销售 Agent 就成为供应链管理研究中的核心问题。

在选择供应链的协商过程中, 我们假设各个 Agent 都无私地提供自己的信息, 其中不包括欺骗。在每一层中, 协商成功后协商发起者都会得到一定的效益 (用 PS 表示), 也会在协商过程中花费一定的消耗 (用 CS 表示), 并且任意两个 Agent 合作时得到的效益和需要的消耗事先给定, 协商发起者 Agent 根据它对参与协商的 Agent 的信任再调整它的效益和消耗。效益 PS 用式 (5.7) 计算:

$$PS_i = \frac{\max_j (PS_j^i \times t_{ij})}{\sum_{j=1}^m t_{ij}} \times m \quad (5.7)$$

其中, i 表示当前发起协商的 Agent, j 表示可能参与协商的 Agent。 m 表示可以协商的 Agent 的个数。 PS_j^i 表示供应链中发起 Agent i 与参与协商的 Agent j 合作时的效益。 t_{ij} 表示发起者 Agent i 对协商 Agent j 的综合信任值, 供应链管理过程中共有 n 层, 每层在一个协商过程中只有一个发起者 Agent, 最后根据 $PS = \sum_{i=1}^{n-1} PS_i$ 计算出 PS 的最终值。

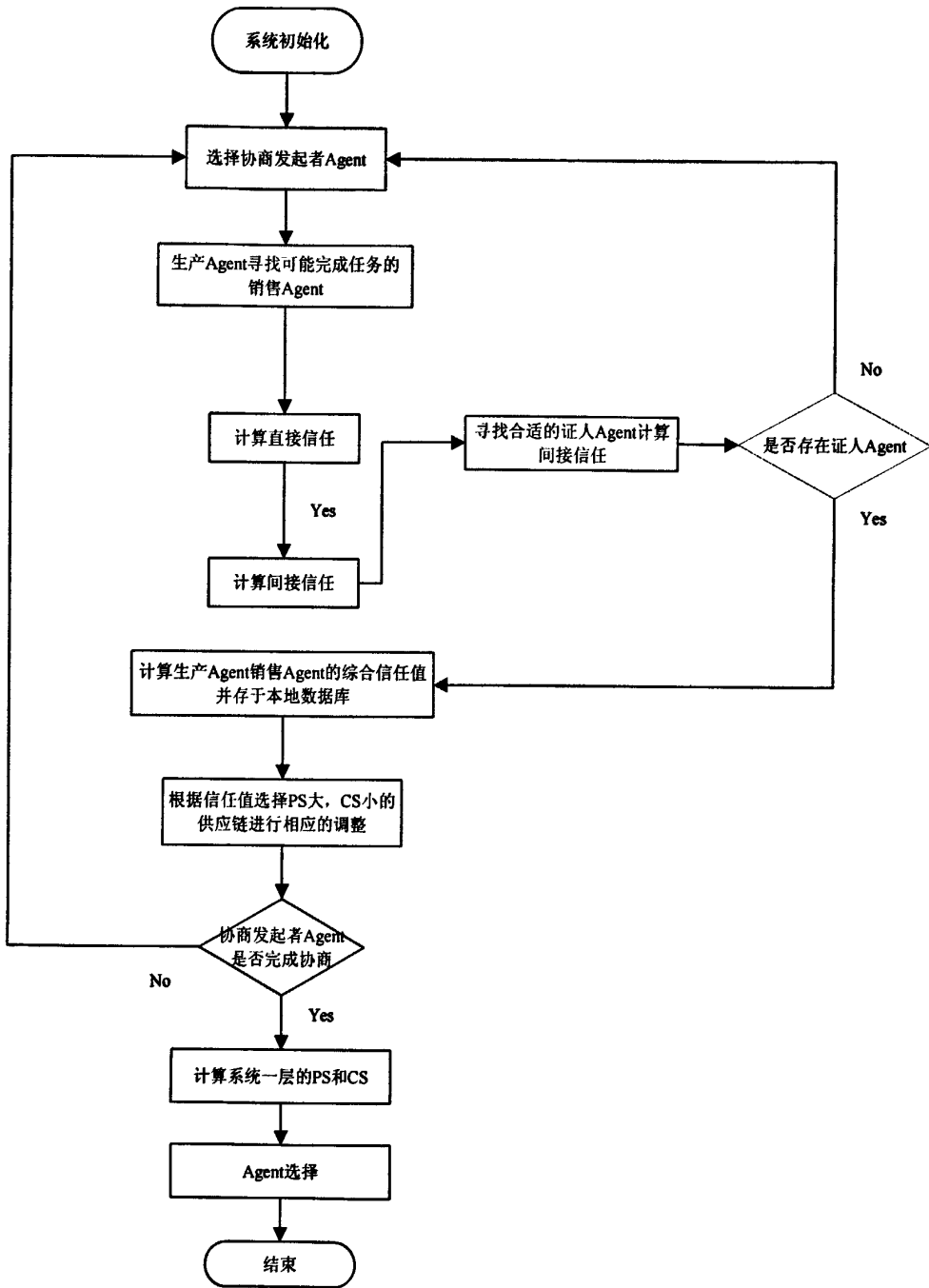


图 5.1 基于信任机制的一体化协商流程图

Figure 5.1 Trust mechanism-based flow chart of the Integrative Negotiation

CS 的计算过程同 PS 计算过程相似，由下式定义：

$$CS_i = \frac{\min_j (CS_j^i \times t_{ij})}{\sum_{j=1}^m t_{ij}} \times m \quad (5.8)$$

其中, i, j 的定义与公式(5.7)相同, CS_j^i 表示供应链中 Agent i 与 Agent j 合作时的消耗。最后根据 $CS = \sum_{i=1}^{n-1} CS_i$ 计算出 CS 最终值。

图 5.1 为基于信任机制的一体化协商流程图, 下面是流程的具体解释:

(1)初始化, 设定供应链中各个 Agent 最初的 PS 和 CS, 这里我们选择一组随机数, 如表 5.1 所示;

(2)计算协商过程中 Agent i 与 Agent j 之间的信任值 t_{ij} ;

(3)寻找可能完成协商的 Agent, 并记录该 Agent 的收益值 PS_j^i 和消耗值 CS_j^i ;

(4)计算直接信任和间接信任得出信任值 t_{ij} , 计算 PS_i 和 CS_i ;

(5)根据公式 (5.7) (5.8) 计算 PS 与 CS, 找出该协商发起者 Agent 的最佳供应链 (PS/CS 最大), 完成一次协商过程。

(6)返回第二步, 重新开始新的协商过程。

(7)当所有协商发起者 Agent 完成供应链选择后, 完成该协商过程。

在供应链管理中, 效率是一个要注意的问题, 所以当无法找到证人 Agent 时, 一体化协商将重新寻找下一个生产者 Agent, 并将在以后再处理当前生产者 Agent。

5.4.1 实验环境设定

我们对供应链中的环境进行了如下设定。供应链管理过程的实验由 20 个生产者 Agent、100 个销售者 Agent 构成, 其中采用信任机制的和不采用信任机制的生产者 Agent 各为 10 个, 销售者 Agent 都是一体化协商过程中的参与者 Agent, 供应链层数为 4 层, 生产者 Agent 为第一层。销售者 Agent 随机地分布在其余 3 层中。在实验过程中, 我们对供应链中各个 Agent 进行如下规定, 见表 5.1。

表 5.1 协商环境中的 Agent

Table 5.1 The Agent of negotiation environment

变量	生产者 Agent	销售者 Agent
Agent 个数	20	100
收益 PS	Rand(0.5,1)	Rand(0.3,0.5)
消耗 CS	Rand(0.3,0.5)	Rand(0.1,0.3)

表 5.1 对协商环境中的 Agent 进行了规定。对于协商过程中各个 Agent 之间的

信任我们做了如下规定， v_i 是评定记录 r_i 的评分。 $v_i \in [-1,1]$ 随机地分布在各个 Agent 之间。通过 v_i 我们可以计算出各个节点之间的信任值，从而完成一体化协商过程。通常情况下供应链中的一体化协商问题通过概率模型进行处理，选择供应链路径通过节点之间的概率来选择，概率由轮盘赌方式选取，收益越高消耗越小的参与者 Agent 被选择的机会越大。

针对模型中的参数，其设置与第四章中的设置相同：假定 5 个时间单位前的评定的权重为 0.5，因此选定 $\lambda = -5/\ln 0.5$ ； $n_{BF} = 2$ ， $n_{RL} = 5$ ；直接信任和间接信任的权重分别设为 $W_{DX} = 4$ 和 $W_{WX} = 2$ 。

5.4.2 实验结果分析

实验分别对系统收益 PS 和系统消耗 CS 进行了分析。实验采用运行 10 次取平均值的方法作为实验的最后结果。

图 5.2 表示在供应链管理中，采用信任机制的一体化协商同普通一体化协商有关系统效益的比较。从实验结果我们可以看出，无论从收敛角度还是从系统效益方面，采用信任机制的一体化协商都优于不采用的。

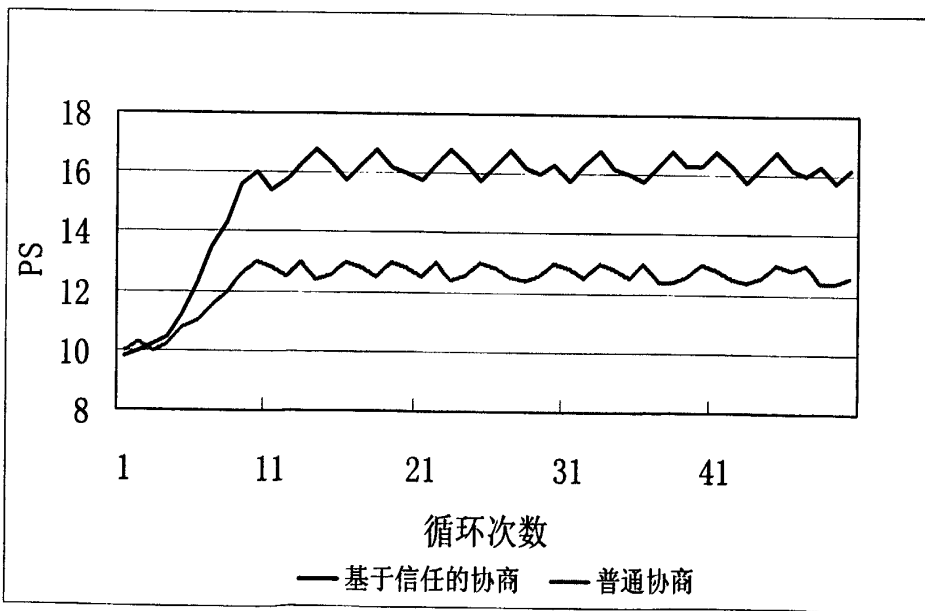


图 5.2 PS 比较图

Fig 5.2 Compare the performance of PS

图 5.2 表明发起者 Agent 在最初的交互过程中，由于没有交互历史，所以基于信任机制的一体化协商同传统的一体化协商没有什么区别。随着循环次数的增加，

交互历史逐渐形成，信任机制逐渐发挥作用，采用信任机制的系统可以较快地达到系统效益最大的区域，从而实现 PS 最大的目的。

同时，采用信任机制的一体化协商通过信任计算，可以找到较可靠同时 PS 交大的参与者 Agent (销售者 Agent)。而普通的一体化协商在每次实验中波动较大，由于实验采用 10 次取平均值的方式获得，所以表现并不明显，但是由于系统的开放性以及不稳定性，普通的一体化协商机制很难随着交互次数的增加找到合适的参与者 Agent 获得较高的系统效益 PS。

图 5.3 是关于供应链中系统消耗 CS 的实验，实验方法同 PS 实验方法相同，这里不再赘述。

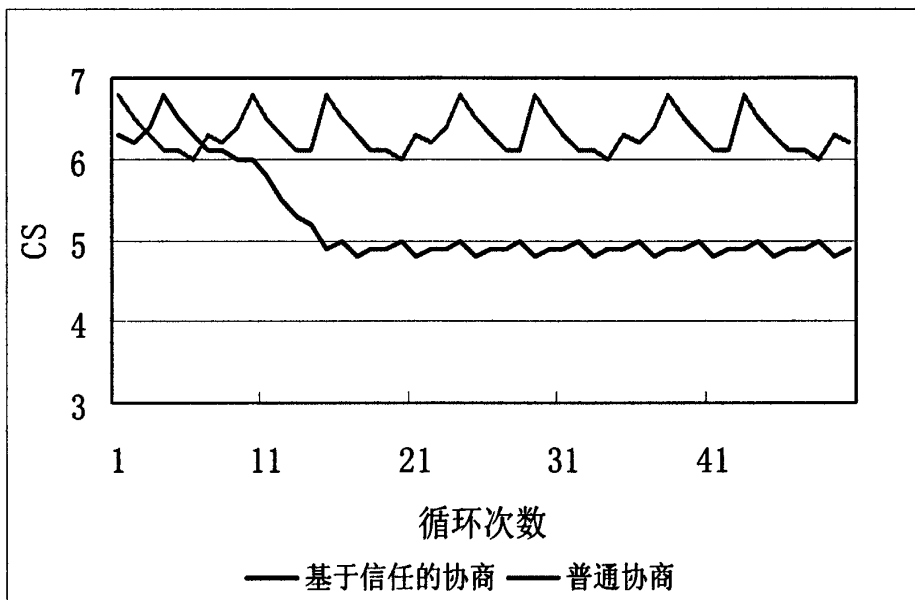


图 5.3 CS 比较图

Fig 5.3 Compare the performance of CS

由图 5.3 可以看出，关于系统消耗方面，两个一体化协商模型在开始阶段都不稳定，因为关于消耗问题和收益问题需要更多的考虑。但是随着交互次数的增加，采用信任机制的一体化协商模型同样可以找到合适的参与者 Agent 实现系统消耗较小的目标。

由图 5.1，图 5.2 的实验结果我们可以看出，引入信任机制的协商模型，无论在收敛速度还是效果上都要优于普通的概率选择供应链协商系统。

5.5 本章小结

本章通过对 MAS 协同与一体化协商关系的研究, 将 MAS 信任机制引入一体化协商过程中, 通过协商过程中 Agent 直接信任和间接信任计算出一体化协商中发起者 Agent 对参与者 Agent 的信任值, 并用信任值表示发起者 Agent 对参与者 Agent 的协商态度, 使得协商过程更加人性化。通过对信任值的计算, 对一体化协商过程进行了一定的调整, 一定程度上解决了在开放式 MAS 环境下一体化协商面临的困难。以供应链管理问题为背景, 实验了一体化协商模型。实验结果表明同非信任模型相比, 一体化协商模型系统的消耗 CS 更低、系统效益 PS 更大, 同时在收敛速度方面也取得了较好的效果。

但是本章的 MAS 环境是基于系统中 Agent 都是诚实对自己能力的表示基础上进行研究的, 并没有体现欺骗的概念, 同现实社会还有一定的差距, 以后会在这方面进行更进一步的研究。

第六章 基于信任机制的合同网协议

智能 Agent 之间的协同工作是 MAS 研究领域中的一个很重要的内容。在协同工作中无论是合作还是竞争,任务分配和复杂问题求解都将受到 Agent 自身能力和资源的限制。

在 MAS 协同研究中,合同网协议(Contract Net Protocol ,CNP)是解决 MAS 协同过程中系统资源分配的重要方法,同时,其作为一个非常重要的合作机制已经在很多领域进行了研究,通过采用不同的方法来提高决策效率。但是 CNP 在开放式 MAS 系统中存在着许多缺点和不足。本章通过引入信任模型这将 CNP 应用于大规模开放分布式 MAS 系统。通过对 CNP 和信任模型的分析研究,我们将直接信任和推荐信任元素引入到 CNP 过程中。通过实验表明引入信任模型的协议发起者在 CNP 制定过程中,无论环境是诚实的还是不诚实的环境,均能取得更加稳定的效果,而且在不诚实的环境下还可能达到更好的效果。

本章的主要内容是将在开放式 MAS 环境下信任机制同 CNP 相结合,有效地提高 CNP 的性能和可靠性,主要包括以下几方面内容:(1)对 CNP 进行介绍,在开放 MAS 环境下 CNP 如何工作;(2)提出信任模型,帮助问题发起者通过交互经验和其他参与者的观点来选择最后的合作伙伴;(3)详细介绍 CNP 加入信任模型后如何工作;(4)实验验证以及讨论;(5)提出目前还存在的问题以及今后的研究方向。

6.1 合同网协议

合同网协议是以市场中的拍卖为基础的。客户(发起者,管理者,用户,买家)和提供者(参与者,拍卖者,承包商,卖家)之间的关系是建立买卖双方都必须遵守的竞拍过程和评价提议。最初的 CNP 概念^[132]提出后,它就应用于许多领域并得到了广泛的研究^[133-135]。为了提高 CNP 的决策效果,CNP 也采用了许多其他技术,如机器学习^[136]、可信计算^[137]等方法。

在 FIPA 合同网协议中^[142],一个发起者 Agent 希望同一个或多个参与者 Agent 合作完成任务。这个过程通过 4 步完成。第 1 步为“公布”(Announce),发起者 Agent 向所有参与者 Agent 通过 *cfp*(call for proposals)发出一个提议来处理任务。第 2 步为“竞标”(Bid),参与者 Agent 根据自己的资源和能力向发起者 Agent 提交标书,当然参与者 Agent 也可以拒绝这一投标任务。第 3 步为“授予”(Award),发起者 Agent 评估所有标书内容,并愿意与投标的最好参与者 Agent 签订协议。发起者希望优化标书中的内容,从而获取最大的利润,这些内容主要包括价格、完成

时间、付款方式、任务分配方案等。无论中标的参与者最终是否成功完成任务，都需要将任务完成的结果告知发起者，这是第 4 步“告知”(Inform)。利用合同网协议协同完成任务的过程如图 6.1 所示。

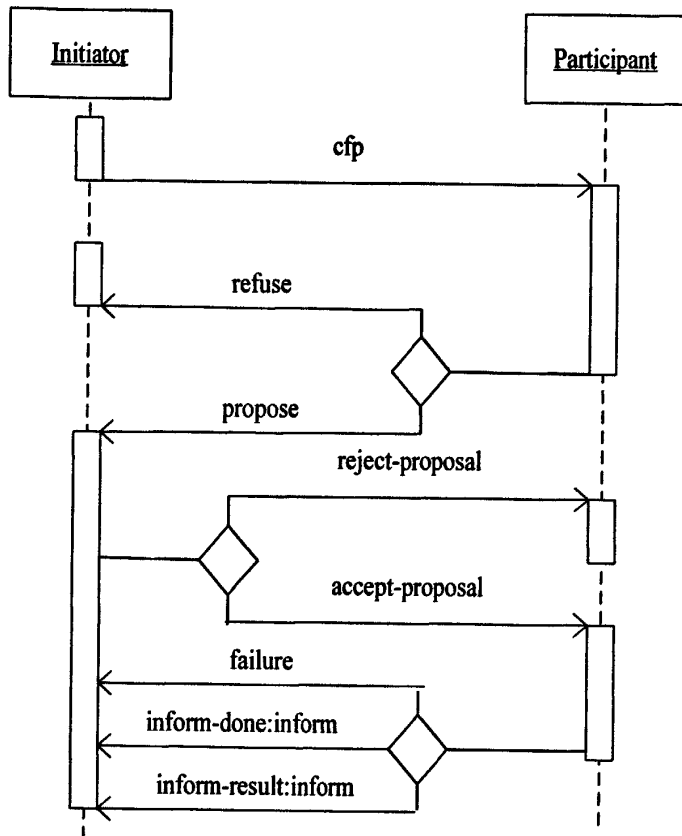


图 6.1 FIPA 合同网交互协议^[141]

Figure 6.1 FIPA Contract Net Interaction Protocol^[141]

6.2 信任机制的引入

基本的 CNP 和它的扩展方法只适合于规模较小的 MAS 环境中。但是对于开放式 MAS 环境或数量众多的 Agent 环境下，许多不利因素使 CNP 的协同十分困难。这些因素主要有：(1)Agent 通常是自利的，而且对它的合作伙伴而言并不可靠；(2)没有 Agent 能了解全部系统；(3)在系统环境中没有一个中央处理单元控制所有 Agent 并提供可靠信息。

面对开放 MAS 环境，随着 Agent 数目的增加，交互变得更加频繁，通讯和决策的开销就会加大，系统性能会显著下降。CNP 也进行了一定改善来适应 Agent 数目的不断增加。这些改善主要包括：将个人助理概念引入到评估其他 Agent 提

议中从而避免每轮拍卖过程中的多余拍卖操作^[125]；从管理层面，引入对拍卖过程进行限定^[139]，局部观察法^[140]等。这些方法从一定程度上可以解决 CNP 面对大规模 MAS 过程中遇到的问题。可是对于开放式 MAS 环境下的不利因素，CNP 还没有很好的解决办法。

信任机制主要关心大规模开放式分布系统。在不确定的稳定变化系统中的信任机制是系统交互的核心内容^[60]。信任模型是评估信任的计算模型。它可以确定如何描述、统计、评估信任。在开放式 MAS 环境下已经提出了许多信任模型来处理上述复杂环境。通过对历史可信度的处理也可以帮助 CNP 做出决定^[137]。但是这种可信度模型并不是完全意义上的信任模型，它只是通过对局部交互信息的历史记录的分析，从而获得 Agent 认为可信的合作伙伴来完成任务。信任模型不仅通过合作伙伴的选择获取局部的交互信息，而且还通过信任策略选择自己有用的信息，从而使获得的信息更可靠，在选择合作伙伴后可以获得可靠而高效的求解能力。所以如果将信任模型同 CNP 相结合，将有可能提高开放式 MAS 的任务分配性能，从而达到提高 CNP 决策效率的目的。

6.2.1 信任模型及其组件

目前已经有不少信任模型建立了评定和收集与交互有关的信息的方法，并能够将之用于差别对待某个特定 Agent 的信任。不受特定应用环境限制的信任模型的研究过程主要考虑在 Agent 世界中哪些属性与信任有关。这些与应用无关的模型包括 ReGreT^[23]，FIRE^[25]和 Gómez 的信任模型^[86]等。

大多数信任模型都有两种基本类型的信任部件：直接信任和基于推荐的信任，尽管这些部件可能具有不同的名称，但就其主要性质而言大致相同。直接信任与基于推荐的信任的信息来源是不同的。Agent *a* 对 Agent *b* 的直接信任来源于 Agent *a* 同 Agent *b* 直接交互的历史信息。Agent *a* 对 Agent *b* 的基于推荐的信任来源于同 Agent *b* 有过交互的其他 Agent 的推荐，我们称这些提供推荐的 Agent 为证人 Agent，它们可以在同 Agent *a* 交换信息的过程中为 Agent *a* 提供关于 Agent *b* 的相关信息。在开放式 MAS 中，同人类社会一样，最新的信息要比较早期的信息更重要，不过，能够获得足量的新信息也是一件很困难的事。在开放式 MAS 中的 Agent 协同求解过程中，Agent 之间的交换往往并不是十分频繁的，需要对历史数据进行分析从而得到对 Agent *a* 更为有用的信息。按 CNP 中的术语，这里评价对其他 Agent 信任并与被信任者交互的 Agent *a* 是发起者，而被评价的 Agent *b* 是参与者。

为了计算参与者 Agent 的信任值，发起者 Agent *a* 在需要将交互的历史记录保

存在自身数据库 H 中。每次交互过程中的记录表示为 $r = (a, b, t, v)$ ，其中 a, b 表示参与交互的发起者和参与者， t 为交互发生的时间， v 表示发起者 Agent a 对参与者 Agent b 的评定值， v 的取值范围为 $[-1, +1]$ ， -1 表示完全否定， $+1$ 表示完全肯定， 0 表示中立。

发起者 Agent a 对参与者 Agent b 的直接信任记作 $DT(a, b)$ ，表示发起者基于保存在其历史数据库中的直接经验做出的对服务的定量评估。发起者 Agent a 在 H 中查询对参与者 b 以往所有评定后，查询结果 $H(a, b)$ 就可以用于计算 $DT(a, b)$ 计算公式如 (6.1) 所示：

$$DT(a, b) = \frac{\sum_{r \in H(a, b)} \omega(t_i) \cdot v_i}{\sum_{r \in H(a, b)} \omega(t_i)} \quad (6.1)$$

在开放式环境下，以前的历史数据可能很快过时。我们这里引入权重函数 $\omega(t_i)$ ，如公式 (6.2) 所示：

$$\omega(t_i) = \omega^{t-t_i}, 0 < \omega < 1 \quad (6.2)$$

可靠性反映信任模型中每个信任值的可信度。我们这里定义了一个可靠性计算方法。可靠性的取值范围为 $[0, 1]$ ， 0 表示该完全不可信， 1 表示完全可信。

直接信任部件中的可靠性基于 $\omega(t_i)$ 的权重之和计算得到，如式 (6.3) 所示：

$$DTR(a, b) = 1 - \rho^{\sum_{r \in H(a, b)} \omega(t_i)}, 0 < \rho < 1 \quad (6.3)$$

直接信任在信任评估过程中是十分重要的部件。但是发起者 Agent a 很少有机会直接同特定的参与者 Agent b 直接交互。发起者 Agent a 通常需要其他方法或途径获取参与者 Agent b 的交互信息，从而使发起者 Agent a 可以做出一个决定。

基于推荐的信任是通过第三方 Agent 提供的交互信息实现的。第三方 Agent 主要指其他发起者 Agent。这里我们用 $RT(a, b)$ 表示发起者 Agent a 对参与者 Agent b 的基于推荐的信任。首先发起者 Agent a 需要其他发起者 Agent c 提供同参与者 Agent b 的交互的有关信息。Agent c 通过查询自己的数据库 H ，将信任记录 $H(c, b)$ 反馈给 Agent a 。通过将所有发起 Agent c 的记录进行汇总，计算出发起者 Agent a 所需要的对参与者 Agent b 的基于推荐的信任值 $RT(a, b)$ ，如公式 (6.4) 所示。

$$RT(a,b) = \frac{\sum_{r_i \in H(_,b)} \omega(t_i) \cdot v_i}{\sum_{r_i \in H(a,b)} \omega(t_i)} \quad (6.4)$$

公式中的 $H(_,b)$ 表示所有推荐者Agent提供的信任评定记录， $\omega(t_i)$ 的定义同公式(6.1)定义相同。基于推荐的信任的可靠性表示为 $RTR(a,b)$ ，计算方法同公式(6.3)类似，这里不再赘述。

在现有的信任模型中还存在其他的信任部件，如：Gómez的信任模型^[86]中基于广告的信任部件AT(advertisements-based trust)和FIRE模型中的第三方参考CR(certified reputation)。但是，CNP中并不能提供参与者Agent在交互过程完成后收集其他发起者Agent对服务的评定的机制，所以我们目前使用的信任模型只能放弃这些部件。

6.2.2 全局信任

目前我们已经通过信任的信息来源对信任的各个部件进行了定义。通常情况下，要得到准确的有价值的信任评价要将两种信任部件结合起来。由于直接信任和基于推荐的信任各有优劣，将它们组合后可以得到更精确的评价，从而为发起者Agent a 提供更有用的评价信息。这里我们用 $T(a,b)$ 表示发起者Agent a 对参与者Agent b 的全局信任值，如公式(6.5)所示：

$$T(a,b) = \frac{DTR(a,b) \cdot DT(a,b) + RTR(a,b) \cdot RT(a,b)}{DTR(a,b) + RTR(a,b)} \quad (6.5)$$

6.3 基于信任模型的合作网协议

无论采用何种交互协议，在开放式MAS系统中，由于Agent个体对整个环境和其他Agent的知识是不完全的，因此信任在交互过程中起着十分重要的作用。我们可以将信任机制引入到CNP过程中，帮助发起者Agent通过对每一个可能的参与者Agent的信任进行评价，从而确定最终选择与哪个参与者Agent进行交互。

在CNP第1步“公布”阶段，发起者Agent a 首先需要确定向哪些参与者Agent发出 cfp 。为简单起见，我们认为发起者只向其认识的参与者发出 cfp 信息，而不是通知所有参与者。当MAS系统过于庞大时，发起者Agent限制公布的范围是十分重要的。

在发起者Agent之前的交互中,会将参与者Agent返回的完成任务情况的信息保存到交互评定记录数据库 H 中。这将成为发起Agent决策的直接经验来源,也是发起者Agent作为证人向其他发起者提供推荐信息的信息来源。在CNP的第3步“授予”阶段,发起者Agent在收到所有参与者Agent提供的竞标信息后,会找出最适合的参与者Agent委托任务。最适合的参与者Agent并不一定是出价最高的,因为在开放式环境中,参与者Agent可能会采用欺骗的策略,及其他很多不确定的因素影响参与者Agent的竞标。所以选出的最合适的参与者Agent应该是最有可能使任务获得最好性能,并最可靠的参与者。信任模型在这一步骤中发挥作用。

面对众多返回的标书,如果发起者Agent同竞标的参与者Agent曾经有过交互,就可以通过直接信任对参与者Agent做出评价。这就是第1个信任部件——直接信任 $DT(a,b)$ 。同时,发起者Agent还可以请求其他发起者Agent提供他们的经验以供参考,这项工作可以通过基于推荐的信任部件 $RT(a,b)$ 实现。

当发起者Agent a 希望评价参与者Agent b 的信任值时,很显然,如果参与者Agent b 以前从来没有同任何发起者Agent 交互过(或者至少从来没有同Agent a 认识的发起者交互过),那么发起者Agent a 将无法得到对参与者Agent b 的信任信息。这里我们将向发起者Agent a 竞标的参与者Agent分为两类:一类已计算出相应的信任值,称为 $hastrust$ 类;另一类无法获得相应的信任值,称为 $notrust$ 类。这样在计算可能参与者Agent的信任时,将陷入一个两难的境地。如果只选择 $hastrust$ 中包含的参与者,将无法得到比以前更好的参与者Agent。也就是说,发起者Agent由于对有些参与者缺乏了解,而无法获得能更好地完成任务的参与者Agent。如果从 $notrust$ 中选择,虽然存在选择到比目前了解的参与者更好的可能,但显然要冒很大的风险。

为了处理这个矛盾,同时也为了可以获得更好的参与者使系统更加完善,我们设计了一个发起者Agent可以随机从自己不了解的参与者Agent选择的机制。该机制的原则是:发起者能够计算出信任的参与者越多,从 $hastrust$ 类里选择参与者的可能性就越大。相反的,如果发起者在 $hastrust$ 类里可供选择的参与者越少,那么在 $notrust$ 类里选择参与者的可能性就越大。我们设参与者在 $hastrust$ 和 $notrust$ 的个数分别为 m, n , 即 $|hastrust| = m, |notrust| = n$, 定义从 $hastrust$ 类里选择参与者的概率为 $\log(p \times n / (m+n) + 1)$, 这里参数 p 可以取值为10。

6.4 实验环境及结果

为了便于评估基于信任模型的CNP,我们设计了一个同FIRE模型相似的测试平台。测试平台通过仿真投标过程中Agent之间的交互,通过信任模型来选择交互

过程中的参与者Agent。测试环境、方法以及评价结果将在下面做详细介绍。

6.4.1 实验设置

在实验环境中，有 M 个发起者Agent发出提议， N 个参与者Agent接受提议。我们假设在交互过程中参与者Agent所能提供的服务是彼此独立的。这样，为了减少测试平台的复杂性，我们就可以认为测试平台中只有一种类型的服务，同时发起者也只有一种需要这种服务的任务需要委托。

在开放MAS环境中，不同的参与者Agent对于同一项任务的性能不同，它们的决策方法也不同。假设任务集为 $T=\{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ ， $T_a \subseteq T$ ， T_a 表示发起者Agent a 向参与者Agent b 发出提议的任务，它是任务集 T 的一个子集。 $C_p=\{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ 表示参与者Agent处理任务的能力集合。对于任务 $t \in T_a$ ，如果 $c_j \in C_b$ 并且 $c_j > t$ 则参与者Agent可以完成任务 t 。就性能而言我们设计三种类型的参与者Agent，分别为“good”，“normal”和“bad”，代表参与者Agent在同一任务中有不同的表现。“good”类型的参与者Agent能力要高于完成任务所需要的能力，在测试环境中出现的概率为20%。“good”类型的参与者Agent在系统中服从高斯分布，超出任务所需能力的平均值为75%，标准差为0.1。类似地，“normal”和“bad”类型的参数在表6.1中列出。

表6.1 参与者Agent性能

Table 6.1 the Performance of the Participants

Type	Probability to Appear	The Means of Capability beyond Need	Standard Deviation
Good	0.2	75%	0.1
Normal	0.4	25%	0.2
Bad	0.4	-50%	0.2

发起者Agent应该选择最合适的参与者Agent去委托任务。我们假设参与者Agent处理任务的能力越高，发起者Agent获得的收益越大。如果发起者Agent a 向参与者Agent b 委托任务 t 后，参与者Agent b 通过自己的能力 c 完成了任务，我们定义完成这个任务的性能为 c/t 。如果任务可以完全完成，则系统的性能将超过1。如果每一轮发起者都可以找到“good”类型的参与者Agent，这时系统的性能将大致保持在1.75。

从竞标策略上,有两种类型的参与者Agent。一种参与者Agent是诚实的(honest),它们如实地向公布任务的发起者Agent提交自己处理任务的能力。另一种参与者Agent是不诚实的(dishonest),为了提高获得竞标的可能性而虚假的夸大自己性能(在此夸大的范围不超过自己真实能力的1倍)。不诚实的参与者在多轮的交互中,其夸大程度服从同一分布。

实验进行了多个轮次。在每一轮,发起者从其任务队列中取出一个任务,然后将这个任务发布给它知道的所有参与者邻居。这些邻居可以向发起者竞标,标的或者是其真实的性能(诚实的参与者)或者是夸大了的性能(不诚实者)。发起者需要识别出哪一个参与者能为它真正地带来高性能。这是一项富有挑战性的工作,如果选择了不诚实的参与者,它可能不能完成承诺的任务,至少不能得到它所承诺的结果。

我们用有信任模型的和无信任模型的发起者比较了决策性能。无信任模型的发起者在有较高标的的参与者间选择参与者,而有信任模型的使用6.2节中的信任模型计算对竞标的参与者的信任,利用它自己的经验和其他发起者Agent的推荐,决定选择与哪个参与者决策。在决定过程中,信任计算仅是交互前估计的特点,最终的参与者是根据对其的信任值大小,利用轮盘赌的方法产生的。而后,被选中的参与者返回了真实的性能,发起者记录下来并用于将来的决策。

6.4.2 实验结论

我们用Java Agent Development Framework (JADE) (<http://jade.tilab.com/>)平台实现了6.4.1节所述的测试平台。在我们的MAS环境中,有100个参与者Agent,不同性能参与者Agent所占比例随机产生,为了使系统环境更为实际,good, normal, bad三种类型在环境中都会出现。40个发起者Agent(为了比较,有20个采用信任模型,20个无信任模型)。每一个发起者Agent有200个任务需要委托给参与者Agent完成。实验重复进行20次,按照任务委托的自然顺序记录下平均性能。在诚实占优的环境中,有70%的参与者Agent是诚实的,其他为不诚实的,测试结果如图6.2所示。由实验结果我们可以看出,采用信任模型的发起者Agent的性能明显好于无信任模型的性能,在第100项任务以后可以达到或超过1.75。而无信任模型的发起者Agent的性能基本稳定在1-1.2之间。

采用信任模型的发起者Agent通过信任模型的计算真实反应出参与者Agent的实际能力,由于系统中总是存在good类型的参与者,所以随着实验的进行,发起者Agent选取参与者Agent的性能和可靠性都越来越来越好,反应到合同网协议的决策中就是决策效果更优。而没有采用信任机制的发起者Agent,由于参与投标的

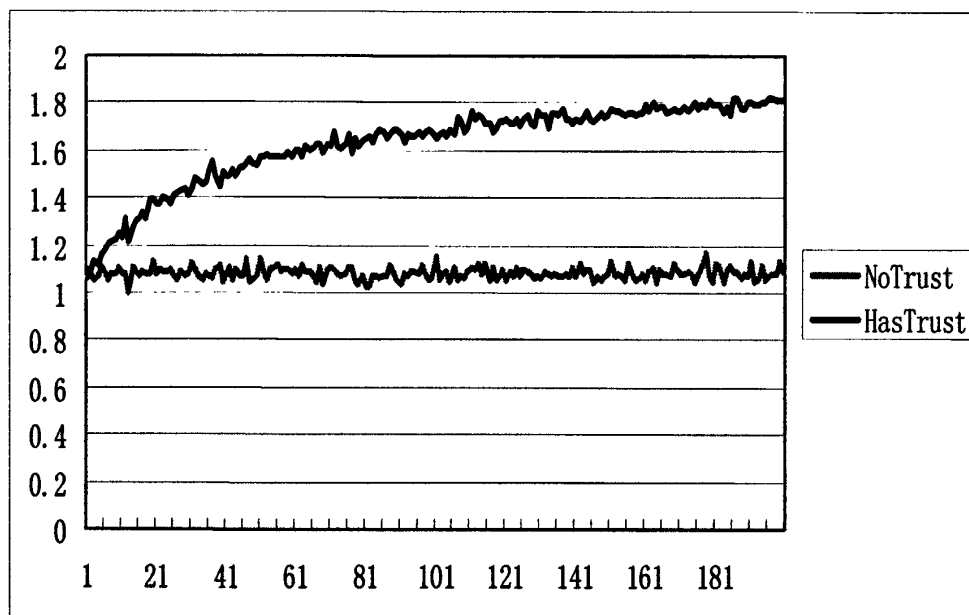


图 6.2 在诚实占优的环境下的评估结果：70%为诚实的，其他不诚实

Figure 6.2 Evaluation result in the honest-dominated environment: 70% participants are honest and others are dishonest

参与者Agent总是不固定的，所以每次的发起者Agent每次的决策效果都不会有太大的变化。

另外一项实验在不诚实占优的环境中进行。在该MAS环境中诚实的参与者Agent占30%，其余为不诚实的参与者Agent，实验结果如图6.3所示。可以看出，在不诚实占优的环境中，具有信任模型的发起者Agent所获得的性能甚至好于诚实占优环境的情况下，这样的结果也超出了我们预期。通过研究我们发现，在不诚实占优的环境下，由于我们规定的环境都是参与者Agent过高的夸大自己的性能，所以系统的总体环境要好于诚实占优的环境，所以选择出good类型的参与者的可能性就更大，由于信任模型中的可靠性计算并不能完全真正的体现出参与者Agent的实际性能，所以我们看到系统最好的性能已经超过了我们预期的1.75。但这并不能说明在不诚实占优的环境中信任机制就不可靠了，因为性能超过1.75说明good类型中也有夸大性能的可能，但是其本身性能就已经很好，所以作为合适的参与者也是合适的。所以在不诚实占优的环境中采用信任机制的发起者Agent同样可以做出很好的决策效果。而对于没有采用信任机制的发起者Agent，每次的性能测试波动很大，采用10次平均后从形式上说同在诚实占优的性能没什么差别，可是就单次决策效果而言，在不诚实占优的环境下，不采用信任机制的发起者Agent所做

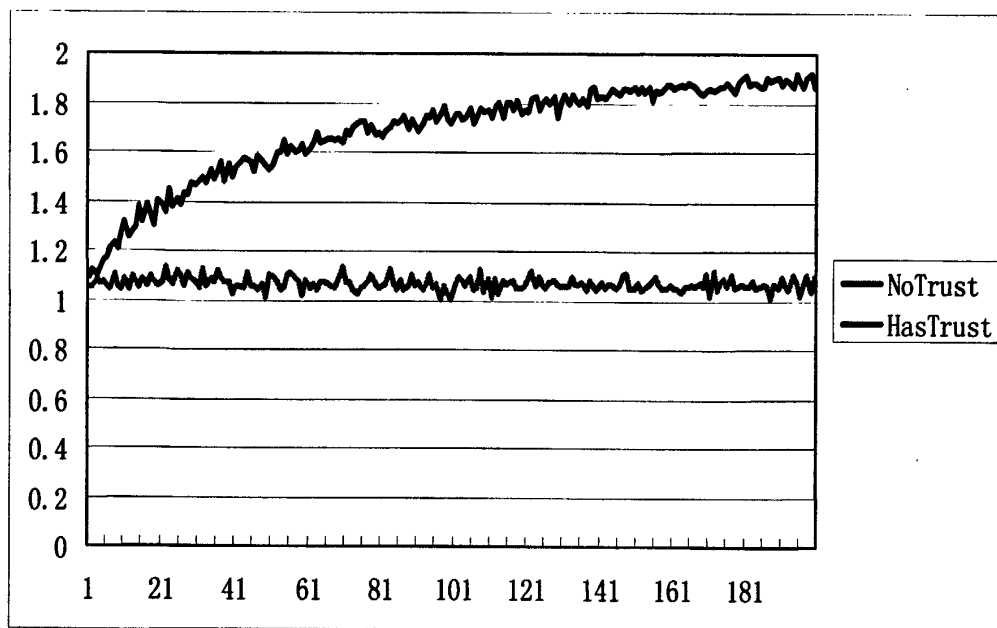


图6.3 在不诚实为主的环境下的评估结果：70%为不诚实的，其他诚实

Figure 6.3 Evaluation result in the dishonest-dominated environment: 70% participants are dishonest and others are honest

出的决策没有什么可以利用价值。事实上，在不诚实的环境下，发起者Agent可以通过信任模型更好分辨出不诚实的参与者Agent，从而找到更合适的参与者Agent完成任务。这也正是将信任模型引入CNP的意义所在。

6.5 本章小结

本章对经典CNP的扩充主要是为了提高CNP的决策效果。一个基于实例的学习(instance-based learning, IBL)^[136]机制可以应用于目标Agent的选择。与采用复杂的事例匹配操作不同，我们采用评定作为事例的替代物更具简单性。事例和评定都是关于交互的经验，我们用于评价信任的评定记录不仅可以是自己积累起来的，也可以是由其他合作者提供的。DOC模型^[137]利用了发起者关于参与者历史上的可靠性数据，从而减少了协商时间，并增强了任务完成质量。实际上DOC模型只是采用了信任模型中的直接信任组件，而我们采用了更完整的信任模型。

在开放式MAS环境下，存在着不可靠性，信息不完全性，以及没有集中控制等诸多问题。我们针对这些特点做了一定工作。但是我们采用的信任模型还是比较简单的，并没有将信任模型的所有特性考虑进去。在已有的信任模型中，Gómez^[86]等人提出的AT部件，Huynh^[25]等人的FIRE模型中的基于角色的信誉部件等已经取

得了一定得成功。如何能使引入CNP的信任模型更加完善,更好适应CNP决策的需要,将是我们今后研究的主要方向。

第七章 结束语

MAS 协同系统研究是 MAS 研究过程中的重要问题, 协同系统设计是否合适将直接影响 MAS 处理问题的能力。MAS 协同问题包含的内容十分广泛, 广义来说在 MAS 系统中只要存在交互就会存在协同, 协同既包括 Agent 之间在完成合作求解任务过程中的协作, 又包含 Agent 在处理系统资源过程中对冲突的调节。

国内外研究者已经针对各个不同领域, 采用不同方法对 MAS 协同方法进行了研究, 本文主要从协作方面对 MAS 协同系统进行了研究: 从协同框架的构建出发, 将生物智能中的人工免疫理论引入到 MAS 协同框架的构建过程中, 提高了 Agent 求解问题的能力, 同时发现在问题求解过程中, Agent 选择可靠的合作伙伴对于 MAS 协同是十分重要的, 并进一步将信任机制引入到寻找合适的合作伙伴的过程中。

通过对目前重要的信任模型 FIRE 模型的研究, 发现由于 Agent 个体差异以及 Agent 对服务提供者提供服务的期望差异, 构建了 E-FIRE 模型, 从综合信任方面对信任模型进行了改善, 并将适用于开放 MAS 协同研究的信任机制引入到一体化协商和合同网协议中, 取得了一定的成果。

7.1 本文工作总结

本文的研究工作主要围绕着两个方面展开: MAS 协同系统的构建, 如何在 MAS 协同系统中引入信任机制, 实现 MAS 协同工作, 并采用该机制如何处理实际工作中的一些问题。具体来讲包括以下几个方面的研究内容:

(1) 通过对 MAS 以及 MAS 的学习和研究, 发现了当前 MAS 研究过程中有关协同问题研究的一些不足。目前有关 MAS 协同问题主要采用语义逻辑的方法进行处理, 本文将生物智能中的人工免疫方法 (AIS) 引入 MAS 协同框架的研究中, 通过 AIS 中的亲和力计算, 克隆选择方法提高了 Agent 处理问题的能力, 通过实验表明该框架从任务处理能力, 以及寻找合适的合作伙伴方面都取得了一定得效果。

(2) 在处理 MAS 协同过程中, 采用生物智能的方法可以较好解决协同中的一些问题, 并能取得较好的成果。由于在协同框架研究过程中假设 Agent 真实的反应自己的能力, 寻找的合作伙伴都是可靠的。所以并没有考虑开放 MAS 环境下合作伙伴是否真实传递自己的能力。考虑到在开放 MAS 环境中, Agent 自身的自利性以及个性特征, 同时 MAS 环境由于 Agent 的自由进出而带来的系统不稳定性, 本文将信任机制引入 MAS 协同问题研究过程中, 并通过 Agent 个性特征的引入,

以及消费者 Agent 对服务提供者 Agent 提供服务的期望差异两个方面对当前较为流行的 FIRE 信任模型做了进一步改善, 并提出了 E-FIRE 模型。通过实验表明在综合评价能力方面较 FIRE 模型更优。

(3) 信任模型是处理开放 MAS 协同问题的重要方法, 本文通过对 MAS 协同问题与一体化协商关系的讨论, 发现二者在求解形式和过程方面, 对合作的要求是相同的, 所以将信任机制引入到开放 MAS 的一体化协商过程中。传统的协商过程并没有考虑 Agent 之间的态度问题, 本文将信任机制引入其中, 在协商过程中 Agent 的信任表示各个 Agent 对待协商的态度, 这样就使得协商过程更加人性化, 并通过信任值的计算, 对协商过程进行了一定的调整。通过实验表明同没有采用信任机制的一体化协商系统相比, 采用信任机制的一体化协商的系统消耗更低, 系统收益更大。

(4) 在 MAS 协同研究中, 合同网协议是十分重要的内容。传统的合同网协议评判机制对于开放 MAS 环境存在很多不足。本文将信任模型引入到合同网协议决策过程中, 分别采用以 Agent 诚实环境和 Agent 不诚实环境为主的两种 MAS 系统比较信任模型的引入对 CNP 的影响, 通过实验可以看出, 采用信任机制的 CNP 无论在何种环境下, 在评估效果方面都优于传统的 CNP, 在以不诚实为主的环境中甚至优势表现的更加明显。

7.2 进一步研究的展望

MAS 协同问题是一个十分广泛的研究问题, 包含了 MAS 研究中的各个方面, 无论从理论角度还是应用角度的研究对于 MAS 理论发展都非常重要。针对目前本文的研究现状, 将对 MAS 协同系统做如下进一步的研究:

(1) 通过对基于生物智能的 MAS 协同系统的研究, 在算法选择方面做进一步的研究, 并将基于生物智能的 MAS 系统框架进行相对应的逻辑表述, 使其更加标准化, 便于进一步的研究。

(2) 本文的研究主要针对 Agent 不欺骗的环境下进行的。如何可以更有效处理 Agent 欺骗对系统的影响, 提高系统中信任机制处理问题的能力, 是一个需要进一步研究的课题。

(3) 目前有关的信任方法已经很多, 无论是网络中采用较多的集中式信任模型, 还是真对开放式 MAS 的分布式信任模型, 研究者们都做了广泛的研究。如何通过一个工具或者平台对这些方法进行比较, 从而更有效更快速找到适应某一问题的信任模型, 也是进一步研究的内容之一。

(4) 对于 MAS 协同问题中如何有效地解决由于系统的不完整性, 或资源不

足引发的冲突,采用何种方法合理有效地处理冲突,对全面研究 MAS 协同问题是至关重要的。

参考文献

- [1] 石纯一, 张伟著. 基于 Agent 的计算. 清华大学出版社 2007-5-1
- [2] N. R. Jennings, M J Wooldridge. Agent-Oriented software engineering. In Hnad book of Agent Technology (ed. J. Bradshaw), AAAI/MIT Press, 2000
- [3] 计算机世界专题报道组. 智能体 Agent. 计算机世界, 1998 01 26(21).
- [4] M. Minsky. The Society of Mind. Simon & Schuster, New York. 1986.
- [5] M. J. Wooldridge, N. R. Jennings. Intelligent Agents: Theory and Practice. Knowledge Engineering Review, 1995, 5(2):123-130.
- [6] K. Yang, D. Y. Liu. Agents: properties and classifications. Computer Science, 1999, 26(9): 30-34
- [7] A. S. Rao, M. P. Georgeff. Modeling rational Agents within a BDI-architecture. In: J. Allen, R. Fikes, E. Sandewall eds. Principles of Knowledge Representation and Reasoning: Proceedings of the Second International Conference (KR91). California: Morgan Kaufmann Publishers, 1991: 473-484.
- [8] A. S. Rao, M. P. Georgeff. BDI agents: from theory to Practice. Press, 1995: 312-319
- [9] V. R. Lesser, D. D. Corkill. Functionally Accurate, Cooperative Distributed Systems. IEEE Trans. SMC-11(1), 1981: 81-96.
- [10] R. G. Smith. The contract net protocol: high-level communication and control in a distributed problem solver. IEEE Trans. on Computers, 1980: 102-111
- [11] V. Neumann, J. Zur. Theorie der Gesellschaftsspiele. Mathematische Amalen, 100, 1928, 295~320.
- [12] J. S. Rosenschein, Rational Interaction: Cooperation among Intelligent Agents, Ph.D. Thesis, Stanford Univ. 1986.
- [13] J. S. Rosenschein, M. Genesereth, Cooperation without Communication, in Reading in DAI, 1986.
- [14] T. Finin, J. Weber, Draft Specification of the KQML Agent-Communication Language, 1993.
- [15] Y. Shoham, Agent-Oriented Programming. Artificial Intelligence: 51~92. 1993.
- [16] S. R. Thomas, The PLACA agent programming language. In M. J. Wooldridge and N. R. Jennings, editors, Intelligent Agents, LNAI 890, 355-370.
- [17] D. Davies, H. E. Winton, Peter. Edwards. Agent-K: An Integration of AOP and KQML, King's College Technical Report AUCS/TR9406, 1994.
- [18] M. Fisher. A survey of Concurrent METATEM - the language and its applications. In: D. M. Gabbay, H. J. Ohlbach (eds.), Temporal Logic - Proceedings of the First International

- Conference, LNAI 827: 480-505.
- [19] K. V. Hindriks, F. S. De Boer, W. V. der Hoek, J. Ch. Meyer. A Formal Embedding of AgentSpeak(L) in 3APL. In G. Antoniou and J. Slaney, editors, *Advanced Topics in Artificial Intelligence*, LNAI 1502, 155-166.
- [20] K. V. Hindriks, Y. Lesperance, H. Levesque. An Embedding of ConGolog in 3APL. Technical Report UU-CS-2000-13, Department of Computer Science, University Utrecht, 2000.
- [21] G. De Giacomo, Y. Lesperance, H. J. Levesque, ConGolog, a concurrent programming language based on the situation calculus. *Artificial Intelligence*, 121: 109-169, 2000.
- [22] D. Connah, P. Warish, An Experiment In Cooperation, in *Decentralized AI*, 1990.
- [23] J. Sabater. *Trust and Reputation for Agent Societies*: Universitat Autònoma de Barcelona. 2003.
- [24] T. D. Huynh. *Trust and Reputation in Open Multi-Agent Systems*: Southampton, Electronics and Computer Science, University of Southampton. 2006
- [25] T. D. Huynh, N. R. Jennings, N. Shadbolt. An integrated trust and reputation model for open multi-Agent systems. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*. 2006, 13(2): 119-154.
- [26] F. V. Martial, *Coordinating Plans of Autonomous Agents*, Lecture Notes in Artificial Intelligence, Subseries of NCS, Springer-Verlag, 1992.
- [27] S. S. Jaroslaw, J. B. Benjamin, Riley M F. Structural optimization by generalized multi-level optimization. *AIAA*, 1985: 85-0697.
- [28] N. R. Jennings, Controlling cooperative problem solving in industrial multi-Agent systems using joint intentions. *Artificial Intelligence*, 1995, 75(2): 195-240.
- [29] S. Parsons, N. R. Jennings, Negotiation through argumentation-a preliminary report. In: *ICMAS-96*. 267-274.
- [30] C. Sierra, N. R. Jennings, P. Noriega, S. Parsons, A framework for argumentation based negotiation. In: 177-192.
- [31] N. Matos, C. Sierra, N. R. Jennings, Determining successful negotiation strategies: an evolutionary approach. In: *ICMAS-98*. 182-189.
- [32] F. Brazier, Compositional design and verification of a multi-agent system for one-to-many negotiation. In: *ICMAS-98*. 49-56.
- [33] S. Kraus, K. Sycara, A. Evenchik, Reaching agreements through argumentation: a logical model and implementation. *Artificial Intelligence*, 1998, 104: 1-69.
- [34] G. Zlotkin, J. S. Rosenschein, Negotiation and task sharing Autonomous Agents in Cooperative Domains. In: *IJCAI-89*. 1989: 912-917.
- [35] M. J. Wooldridge, N. R. Jennings, Formalizing the cooperative problem solving process.

In: Readings in Agents. 1996: 430-440.

- [36] N. R. Jennings, K.Sycara, M. J. Wooldridge. A roadmap of agent research and development. *Journal of Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 1, 1998,275~306.
- [37] E. H. Durfee, V. R. Lesser. Using Partial Global Plans to Coordinate Distributed Problem Solvers. *IJCAI-87*: 875-883.
- [38] K. Decker, V. Lesser. An Approach to Analyzing the Need for Meta-Level Communication, *IJCAI-93*,360-366.
- [39] D. J. Macintosh, S. E. Conry, R. A. Meyer. Distributed Automated Reasoning : Issues in Coordination, Cooperation, and Performance, *IEEE Trans. SNC*,21: 6, Nov, 1991
- [40] C. Hewitt. Open Information Systems Semantics for Distributed Artificial Intelligence. *Artificial Intelligence*, 1991, 47(1):79-106.
- [41] J. S. Rosenschein. Rational Interaction: Cooperation among Intelligent Agents, Ph.D. Thesis, Stanford Univ. 1986.
- [42] T. W. Sandholm, V. R. Lesser, Coalition among computationally bounded agents. *Artificial Intelligence* 94, 1997.
- [43] J. FNash, Non-Cooperative Games, *Annals of Maths*, 54, 1951: 286-295.
- [44] J. FNash, Two-person Cooperative Games, *Econometrics*, 21, 1953:128-140.
- [45] O. Shehory, S. Kraus, Method for task allocation via agent coalition formation, *Artificial Intelligence*, 101, 1998: 165-200.
- [46] Kraus, T. Plotkin, Algorithms of distributed task allocation for cooperative agents. *Theoretical Computer Science*. 242(1-2), 2000, 1-27.
- [47] T. Barber, H. Liu, D.C. Han. Agent-Oriented Design. TR98-UT-LIPS -AGENTS-02 Technical Report of The University of Texas at Austin. 1999.
- [48] P. Stone, M. Veloso, Multiagent Systems: A Survey from a Machine Learning Perspective. *Autonomous Robotics*, 8(3), 2000, 345-383.
- [49] T. D. Huynh, N.R. Jennings, N.R. Shadbolt. An integrated trust and reputation model for open multi-agent systems. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 2006, 13(2): 119-154.
- [50] E. Gerck.Toward real-world models of trust:Reliance on Received information. 2007-10-31. <http://www.safevote.com/papers/trustdef.htm>
- [51] L. Xiong, L. Liu. A reputation based trust model for peer-to-peer ecommerce communities. *IEEE Conference on ECommerce*, Newport Beach, CA: IEEE Computer Society, 2003.
- [52] D. Gambetta. Can we Trust in Making and Breaking Cooperative Relations. Basil Blackwell: Oxford Press, 1990.

- [53] A. Abdul-Rahman, S. Hailes. A distributed trust in open network. In Proceedings of the 1997 New Security Paradigms Workshop. Cumbria, UK: ACM Press, 1998: 48-60.
- [54] M. Blaze, J. Feigenbaum, J. Lacy. Decentralized Trust Management, Proceedings of the 1996 IEEE Symposium on Security and Privacy, IEEE Computer Society Press, Los Alamitos, 1996: 164-173.
- [55] M. Blaze, J. Feigenbaum, J. Ioannidis *et al.* The role of trust management in distributed systems security. In: Secure Internet Programming: Issues for Mobile and Distributed Objects. Berlin: Springer-Verlag, 1999: 185-210.
- [56] P. Herrmann, H. Krumm. Trust-Adapted enforcement of security policies in distributed component-structured applications. In: Proceedings of the 6th IEEE Symposium on Computers and Communications. Hammamet: IEEE Computer Society Press, 2001. 2-8. <http://www.computer.org/proceedings/iscc/1177/11770002abs.htm>.
- [57] D. Povey. Developing electronic trust policies using a risk management model. In: Proceedings of the 1999 CQRE Congress. 1999. 1-16.
- [58] 翟征德, 冯登国, 徐震. 细粒度的基于信任度的可控委托授权模型, 软件学报, Vol.18, No.8, 2007, 8: 2002-2015.
- [59] T. Grandison, M. Sloman, A survey of trust in internet applications, IEEE Commun. Surv. Tutorials 4 (4) (2000): 2-16.
- [60] S. D. Ramchurn, T. D. Huynh, N.R. Jennings, et al. Trust in multi-Agent systems. The Knowledge Engineering Review, 2004, 19(1): 1-25.
- [61] A. Jøsang. A Logic for Uncertain Probabilities. International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, 2001,9(3): 279-311.
- [62] D. Artz, Y. Gil. A survey of trust in computer science and the Semantic Web. Journal of Web Semantics. 2007, 5(2): 58-71.
- [63] 张巍, 刘鲁, 朱艳春. 在线信誉系统研究现状与展望. 控制与决策. 2005(11):211-217.
- [64] 李小勇, 桂小林. 大规模分布式环境下动态信任模型研究. 软件学报. 2007(06): 1510-1512.
- [65] 贺利坚, 黄厚宽, 张伟. MAS 系统中信任和信誉系统研究综述. 计算机研究与发展. 2008,45(7): 1151-1160
- [66] R. C. Mayer, J. H. Davis, F. Schoorman. An integrative model of organizational trust. Academy of Management Review, 1995,20: 709-734.
- [67] G. Becerra, J. Heard, R. Kremer, et al. Trust Attributes, Methods, and Uses. AAMAS2007.
- [68] K. Lam, H. Leung. A Trust/Honesty Model with Adaptive Strategy for MultiAgent Semi-Competitive Environments. Autonomous Agents and Multi-Agent Systems. 2006, 12(3):

293-359.

- [69] A. Jøsang. Trust and Reputation Systems. A. Aldini and R. Gorrieri (Eds.): FOSAD 2006/2007, LNCS 4677, 2007: 209-245.
- [70] S. Casare, J.S. Sichman. Towards a Functional Ontology of Reputation. In Proceedings of the 4th Intl Joint Conference on Autonomous Agents and Multi Agent Systems (AAMAS'05), Utrecht, The Netherlands, 2005, v.2: 505-511.
- [71] C. Castelfranchi, R. Falcone. Principles of Trust for MAS: Cognitive Anatomy, Social Importance, and Quantification. In Yves Demazeau, editor, Proceedings of the Third International Conference on Multi-Agent System, Paris, 1998: 72-79.
- [72] A. Jøsang, R. Ismail, C. Boyd. A Survey of Trust and Reputation Systems for Online Service Provision. *Decision Support Systems*, 2006,43(2): 618-644.
- [73] F. Rino, P. Giovanni, C. Cristiano. A Fuzzy Approach to a Belief-Based Trust Computation. *Lecture Notes. Artificial Intelligence*, 2003: 73-86
- [74] R. Jurca, B. Faltings. Towards incentive-compatible reputation management. In R. Falcone, S. Barber, L. Korba, M. Singh, (Eds.), *Trust, reputation and security: theories and practice*. Vol. 2631 of *Lecture Notes in AI* Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg. 2003: 138-147.
- [75] M. Schillo, P. Funk, and M. Rovatsos. Using trust for detecting deceptive Agents in artificial societies. *Applied Artificial Intelligence, Special Issue on Trust, Deception, and Fraud in Agent Societies*, 2000,14(8): 825-848.
- [76] M. Sensoy, P. Yolum. A context-aware approach for service selection using ontologies. In Hideyuki Nakashima, Michael P. Wellman, Gerhard Weiss, Peter Stone (Eds.): *5th International Joint Conference on Autonomous Agents and MultiAgent Systems (AAMAS 2006)*, Hakodate, Japan, May 8-12, 2006. ACM 2006: 931-938
- [77] K. Aberer. P-Grid: A self-organizing access structure for P2P information systems. *Sixth International Conference on Cooperative Information Systems (CoopIS 2001)*, *Lecture Notes in Computer Science*, 2001, 2172: 179-194.
- [78] S. Marsh, *Formalising trust as a computational concept*. University of Stirling, 1994.
- [79] L.Mui. *Computational Models of Trust and Reputation Agents, Evolutionary Games, and Social Networks*. Massachusetts Institute of Technology, 2002.
- [80] J. C. Rubiera, J. M. M. Lopez, and J. D. Muro. A fuzzy model of reputation in multiAgent systems. in *Proceedings of the Fifth International Conference on Autonomous Agents*, 2001: 25-26.
- [81] B. Yu and M. Singh. An Evidential Model of Distributed Reputation Management. In *Proceedings of the AAMAS, Bologna, Italy, 2002*: 455-467.

- [82] A. Glass and B. Grosz. Socially conscious decision-making. in Proceedings of the Fourth International Conference on Autonomous Agents, 2000: 217-224.
- [83] R. Jurca, B. Faltings. Using CHI-scores to reward honest feedback from repeated interactions. In Hideyuki Nakashima, Michael P. Wellman, Gerhard Weiss, Peter Stone (Eds.): 5th International Joint Conference on Autonomous Agents and MultiAgent Systems (AAMAS 2006), Hakodate, Japan, May 8-12, 2006. ACM 2006:1233-1240
- [84] A. Caballero, J. A. Botia, Gomez-Skarmeta A F. On the convenience of using similarity between tasks in a trust and reputation model for contracting web services. AAMAS2007: 567-574.
- [85] N. Griffiths and M. Luck, Coalition formation through motivation and trust[C]. in Proceedings of the Second International Joint Conference on Autonomous Agent and MultiAgent Systems, 2003: 17-24.
- [86] M. Gómez, J. Carbó, C. B. Earle. Honesty and trust revisited: the advantages of being neutral about other's cognitive models. Autonomous Agents and Multi-Agent Systems. 2007, 15(3): 313-335.
- [87] M. Smith, M. Desjardins. Learning to trust in the competence and commitment of Agents. Autonomous Agents and Multi-Agent Systems. 2008: 213-219.
- [88] A. Jøsang. Online Reputation Systems for the Health Sector. Proceedings of ehPASS, The National e-Health Privacy and Security Symposium, Brisbane, Australia, October, 2006: 126-137.
- [89] K. Karen. Fullam, et al. A specification of the Agent Reputation and Trust (ART) testbed Testbed: Experimentation and Competition for Trust in Agent Societies, In Proceedings of the 4th International Joint Conference on Autonomous Agents and MultiAgent Systems (AAMAS). ACM Press, July 2005: 512-518.
- [90] L. Xiong, L. Liu. A reputation based trust model for peer-to-peer ecommerce communities. In IEEE Conference on ECommerce (CEC'03), 2003:245-251.
- [91] A. Birukov, E. Blanzieri and P.Giorgini. Implicit: An Agent Based Recommendation System for Web Search[C]. presented at the proceeding of the fourth international joint conference on Autonomous Agents and multiAgent systems(AAMAS'05), Utrecht, Netherlands, July, 2005, ACM Press: 618-624.
- [92] M. N. Huhns, L. M. Stephens. multiAgent systems and societies of Agent. In Weiss G eds.: MULTIAGENT SYSTEMS A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence, The MIT Press , 1999.
- [93] Y. Wang, M. P. Singh. Trust Representation and Aggregation in a Distributed Agent

System. Proceedings of the 21st National Conference on Artificial Intelligence(AAAI). July, 2006: 347-352.

[94] 郑也夫. 信任论. 北京: 中国广播电视出版社, 2001

[95] 张煜, 林莉, 怀进鹏, 李先贤, 钟亮. 网格环境中信任-激励相容的资源分配机制. 软件学报. 2006, 17(11): 2245-2254

[96] Y. Z. Wei, N. R. Jennings, L. Moreau and W. Hall. User evaluation of a market-based recommender system, *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, vol. 12, no. 2, Aug. 2008: 251-269.

[97] M. d'Inverno, M. Luck. Making and Breaking Engagements: An Operational Analysis of Agent Relationships In Multi Agent Systems: Methodologies and Applications. *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Zhang and Lukose (eds.), Springer-Verlag, Berlin, Germany, 1997: 48-62.

[98] N. K. Jerne. Towards a Network Theory of the Immune System. *Annual Immunology*, 125C, 1974: 373-389.

[99] H. Bersini, F. J. Varela. Hints for Adaptive Problem Solving Gleaned from Immune Network. In *Proc the First Workshop on Parallel Problem Solving From Nature*, 1990: 343-354

[100] F. J. Varela, J. Stewart. Dynamics of Immune Network. *Global Stability of Idiotypic Interactions*. *Theoretical Biology*, 1990(144): 93-101.

[101] H. Bersini, F. J. Varela. The immune learning mechanisms: reinforcement, recruitment and their applications. *Computing with Biological Metaphors* Chapman & Hall, 1994: 166-192.

[102] J. Hunt, D. Cooke. Learning using an artificial immune system. *Journal of Network and Computer Applications: Special Issue on Intelligent System Design and Application*, 1996(19): 189-212.

[103] D. Dasgupta, N. Attah-Okine. Immunity-based Systems: A survey. In *Proc. Of GECCO'99*, 1999: 1: 289-296

[104] 陈慰峰著. 医学免疫学. 北京. 人民卫生出版社, 2001

[105] F. M. Burnet, G. I. Bell, A. S. Perelson, and G. H. Pimbley Jr. Clonal selection and after in *Theoretical Immunology*, Eds. New York: Marcel Dekker, 1978: 63-85.

[106] F. M. Burnet. *The Clonal Selection Theory of Acquired Immunity*. Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 1959.

[107] N. Leandro, J. Fernando. Learning and optimization using the clonal selection principle. *IEEE Trans. On evolutionary computation*, vol. 6, No. 3, 2002: 239-251.

[108] J. D. Farmer, N. H. Packard, A. S. Perelson. The immune system, adaptation, and

- machine learning. *Physical D*, 1986, 22: 187-204.
- [109] D. J. Smith, S. Forrest, A. S. Perelson. Immunological memory is associative. In: Dasgu-ptaed. *Artificial Immune Systems and their Applications*. Berlin: Springer, 1998: 105-112
- [110] D. W. Lee, J. H. Jun, K. B. Sim. Realization of cooperative strategies and swarm behavior in distributed autonomous robotic systems using artificial immune system in *Proc. IEEE Int. Conf. Systems, Man, and Cybernetics*, Tokyo, Japan, 1999, vol. 6: 614-619.
- [111] A. Freitas and J. Timmis, "Revisiting the foundations of artificial immune systems: A problem-oriented perspective," in *Proc. Int. Conf. Artificial Immune Systems (ICARIS)*, Edinburgh, U.K., 2003: 229-241.
- [112] L. N. de Castro, J. Timmis, *Artificial Immune System: A New Computation Intelligence Approach*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2002.
- [113] 侯书森, 孔淑红. 企业供应链管理[M]. 北京: 中国广播电视出版社, 2002
- [114] B. L. Golden. *Introduction to Recent Advances in Vehicle Routing Methods. Transportation Planning Models*, Elsevier Sci. Publ., 1999.
- [115] 罗杰文, 史忠植等. 基于动态描述逻辑的多主体协作模型. *计算机研究与发展*, 2006, (3): 1317-1322
- [116] J. B. Anthony, G. D. Smith. Multi-Agent Model of the UK Market in Electricity Generation. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, vol. 9, No. 5, October 2005: 522-536.
- [117] M. J. Viamonte, C. Ramos, F. Rodrigues, and J. C. Cardoso. A Multi-Agent Simulator for Testing Agent Market Strategies. *IEEE Trans. On Systems, Man, and Cybernetics—PART C: Applications and reviews* vol. 36, No. 1, January 2006: 107-113.
- [118] M. H. He, N. R. Jennings. Designing a Successful Trading Agent: A Fuzzy Set Approach. *IEEE Trans. On Fuzzy Systems*, Vol. 12, No. 3, June 2004: 145-157.
- [119] M. Dario, L. M. Gambardella. Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem. *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, 1997, 1(1): 53-66.
- [120] 徐晓华, 陈 峻. 一种自适应的蚂蚁聚类算法. *软件学报*, September 2006, 17(9): 1884-1889.
- [121] 李凯, 杨善林, 刘桂庆. 一种基于 FIRE 模型的 Agent 联合测谎算法. *系统仿真学报*, 2006, 18(6): 1612-1614.
- [122] 朱艳春, 刘鲁, 张巍. 在线信誉系统中的信任模型构建研究. *控制与决策*, 2007, 22(4): 413-417.
- [123] G. Zacharia, P. Maes. Trust management through reputation mechanisms. *Applied Artificial Intelligence*, 2000, 14(9): 881-908.
- [124] M. Andersson, T. Sandholm. Time-quality tradeoffs in real locative negotiation with

- combinatorial contract types in Proc. 16th Nat. Conf. Artificial Intelligence, Orlando, FL, 1999: 3-10.
- [125] T. Sandholm, N. Vulkan. Bargaining with deadlines in Proc. Nat. Conf. Artificial Intelligence (AAAI), Orlando, Florida, Jul. 1999, 44-51.
- [126] Conry S. E, Kuwabara K, Lesser V. R et al. Multistage negotiation for distributed constraint satisfaction IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. 1992,21(6): 1462-1477.
- [127] S. Sen, E. H. Durfee. A formal study of distributed meeting scheduling Group Dec. Negotiation, 1998(7): 265-289.
- [128] 王黎明, 黄厚宽, 柴玉梅. 基于信任和 K 臂赌博机问题选择多问题协商对象. 软件学报. 2006, 17(12): 2537-2546.
- [129] A. Glass, B. Grosz. Socially conscious decision-making in Proc. Agents 2000 Conf., Barcelona, Spain, Jun. 2000. 217-224.
- [130] T. Wagner, V. Lesser. Evolving real-time local agent control for large-scale mas in Intelligent Agents VIII (Proceedings of ATAL-01), Lecture Notes in Artificial Intelligence, Meyer .J, Tambe .M. Eds., Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2002: 17-18.
- [131] X. Q. Zhang, V. Lesser, T. Wagner Integrative Negotiation Among Agents Situated in Organizations. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part C: Applications and reviews, Vol. 36, No. 1, 2006, 36(1): 19-30
- [132] R. G. Smith. The contract-net protocol: highlevel communication and control in a distributed problem solver. IEEE Transaction on Computers, Vol. 29, No. 12, 1980: 1104-1113.
- [133] F. S. Hsieh. Model and control holonic manufacturing systems based on fusion of contract nets and petri nets. Automatica, Vol. 40, No. 1, 2004: 51-57.
- [134] D. Chrysanthos, K. Mark, A. Juan, R. Aguilar. An exception-handling architecture for open electronic marketplaces of contract net software agents. In Proceedings of ACM Conference on Electronic Commerce, 2000: 225-232.
- [135] J. Bailey, G. Z. Dong, et al. On the Decidability of the Termination Problem of Active Database System. Theor Comput SC, Vol. 311, No. 1-3, 2004: 389-437
- [136] U. Deshpande, A. Gupta, A. Basu. Performance enhancement of a contract net protocol based system through instance-based learning. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, Vol. 35, No. 2, 2005: 345 - 358.
- [137] X. Y. Zhao, Z. Q. Lin. DOC: The Degree of Credibility Model in Contract Net Protocol. Chinese Journal of Computer Science, Vol. 33, No. 6, 2006: 149-153 (in Chinese)
- [138] G. J. Fan, H. B. Huang, S.Y. Jin. An Extended the Contract Net Protocol Based on the Personal Assistant. Computing, Communication, Control and Management, ISECS International

Colloquium on, 2008 ISECS International Colloquium on Computing, Communication, Control, and Management, 2008 vol. 2: 603-607.

[139] T. Sugawara, T. Hirotsu, S. Kurihara, K. Fukuda. Performance Variation Due to Interference Among a Large Number of Self-Interested Agents. In Proceedings of 2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation: 766-773.

[140] T. Sugawara, T. Hirotsu, S. Kurihara, et al. Controlling contract net protocol by local observation for large-scale multi-agent systems. In Proceedings Cooperative Information Agents XII, 12th International Workshop, CIA 2008, Prague, Czech Republic, September 10-12, 2008: 206-220.

[141] SC00029H, "FIPA Contract Net Interaction Protocol Specification," FIPA TC Communication, December 2002. <http://www.fipa.org/specs/fipa00029/>

[142] N. R. Jennings, P. Faratin, A. R. Lomusico, et al. Automated negotiation: Prospects, methods and challenges. International Journal of Group Decision and Negotiation, 2001,10(2): 199-215.

[143] N. R. Jennings. Commitments and conventions: The foundation of coordination in multi-Agent systems. The Knowledge Engineering Review,1993,8(3):223-250.

攻读博士期间发表和已录用的学术论文

- [1] 赵翔, 黄厚宽, 董兴业, 贺利坚. 开放 MAS 系统的一个信任信誉系统模型. 计算机研究与发展 2009, 46 (9): 1480-1487. (EI)
- [2] 赵翔, 黄厚宽, 邵翀. 基于 Agent 信任机制的一体化协商研究. 北京交通大学学报 2009, 33 (5): 95-98.
- [3] Xiang Zhao, Houkuan Huang, Jing Zhao, Liping Zhou. The dynamic analysis and time selection on MAS reputation system. 2009 International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization(CSO2009), Sanya,Hainan,China,2009,pp 368-372. (EI, ISTEP)
- [4] Xiang Zhao, Houkuan Huang, Lijian He. The Contract Net Protocol with Trust Model in Open Multi-Agent System. International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering (CISE), Wuhan, Hubei, China, 2009 .To be published.
- [5] Xiang Zhao, Houkuan Huang, Zhifeng Wu, Ying Zhang. The Research of Multi-agent Architecture Based on Artificial Immune System. DCDIS Proceedings of the International Conference on Life System Modeling and Simulation (LSMS2007), Shanghai, China, 2007: 271-275.
- [6] 赵翔, 黄厚宽. 供应链管理中基于蚁群算法的 MAS 合作. 广西师范大学学报, 2008, 3:121-124.
- [7] 赵翔, 黄厚宽, 董红斌. 基于人工免疫理论的 MAS 系统协同框架. 计算机研究与发展 (增刊) 2006 年 8 月:112-116.
- [8] 武志峰, 黄厚宽, 赵翔. 二进制编码差异演化算法在 Agent 联盟形成中的应用.计算机研究与发展 2008, 45(5): 848-852. (EI)
- [9] Ying Zhang, Houkuan Huang, Youli Qu, Xiang Zhao. Semantic service discovery with QoS measurement in universal network. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), Rough Sets and Intelligent Systems Paradigms International Conference, RSEISP 2007, Proceedings v 4585 LNAI, 2007: 707-715. (EI,ISTP)
- [10] Jing Zhao, Houkuan Huang, ShengFeng Tian, Xiang Zhao. Applications of HMM in Protocol Anomaly Detection. 2009 International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization(CSO2009), Sanya,Hainan,China,2009: 347-349.(EI, ISTEP)
- [11] Liping Zhou, Houkuan Huang, Youli Qu, Xiang Zhao. An Approach to Measuring Inconsistency for DL-Lite Ontologies. 2009 International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization(CSO2009), Sanya,Hainan,China,2009: 391-395.(EI, ISTEP)
- [12] 陈亮, 黄厚宽, 赵翔. 基于多 Agent 协作的分布式入侵检测系统体系结构设计. 第六

届中国 Rough 集与软计算学术研讨会(CRSSC'2006).2006 年 10 月:263-266

独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作和取得的研究成果，除了文中特别加以标注和致谢之处外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得北京交通大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

学位论文作者签名：



签字日期：

2010 年 1 月 14 日

学位论文数据集

表 1.1: 数据集页

关键词*	密级*	中图分类号*	UDC	论文资助
MAS; 协同; 信任; 信誉; 个性特征	公开	TP 18		973
学位授予单位名称*		学位授予单位代码*	学位类别*	学位级别*
北京交通大学		10004	工学	博士
论文题名*		并列题名		论文语种*
基于信任机制的多 Agent 系统协同研究				中文
作者姓名*	赵翔		学号*	04112058
培养单位名称*		培养单位代码*	培养单位地址	邮编
北京交通大学		10004	北京市海淀区西直门外上园村 3 号	100044
学科专业*		研究方向*	学制*	学位授予年*
计算机软件与理论		分布式人工智能	3 年	2010 年
论文提交日期*	2009 年 10 月			
导师姓名*	黄厚宽		职称*	教授
评阅人	答辩委员会主席*		答辩委员会成员	
石纯一, 王兆其 田盛丰, 于剑	石纯一		王兆其, 田盛丰, 于剑, 王志海	
电子版论文提交格式 文本 () 图像 () 视频 () 音频 () 多媒体 () 其他 () 推荐格式: application/msword; application/pdf				
电子版论文出版 (发布) 者		电子版论文出版 (发布) 地		权限声明
论文总页数*	101 页			
共 33 项, 其中带*为必填数据, 为 22 项。				