分类号：TP15　　密级：公开

UDC：（空）　　单位代码：10004

学号：02110081

北京交通大学

博士研究生学位论文

论文题目：基于 Agent 的计算经济学建模方法及其关键技术研究

研究生：　张江

指导教师：李学伟　教授

专　业　　管理科学与工程

北京交通大学

博士学位论文

基于Agent的计算经济学建模方法及其关键技术研究

作者：张江

导师：李学伟　教授

学科专业：管理科学与工程

A dissertation submitted to the Academic Committee of Beijing Jiaotong University for the Degree of Doctor of Management

Research on Modeling Methodology and Techniques of Agent-based Computational Economics

By

Zhang Jiang

Advisor: Professor Li Xuewei

Major subject: Management Science and Engineering

School of Economics and Management

Beijing Jiaotong University

独创性声明

本人声明，所呈交的学位论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽本人所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，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学机构的学位或证书而使用过的材料。与我一起工作的同志对本研究所做的任何贡献已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

本人签名：_____

日期：_____年___月___日

摘要

基于 Agent 的计算经济学（Agent-based Computational Economics 简称 ACE）是将复杂适应系统理论、基于 Agent 的计算机仿真技术应用到经济学的一种研究方法。ACE 并不试图利用少数数学方程建立整个复杂经济系统的还原论模型，而是从分析经济个体的行为出发，在计算机中利用相对简单的程序规则建立 Agent 模型，并让大量的 Agent 通过相互作用自下而上地生成一个人工经济系统，最后利用人工经济系统中的涌现属性来映射、解释现实中的经济规律。

本文指出，ACE 建模的关键技术主要包括：Agent 建模、Agent 之间的交互、涌现结果的分析。为了进一步论述 ACE 建模方法与技术，本文提出了一个自主开发的 ACE 模型：人工经济模型（Artificial Economy Model 简称 AEM）。该模型的创新性成果主要包括下列几个方面：

（1）适应性 Agent 模型

首先，基于人元的 Agent 模型可以将 Agent 的身体属性和心智属性分开从而使得 Agent 建模更加清晰；其次，基于 CRA(Classifiers, Rules, Actions)三层体系结构的适应性决策模型可以巧妙结合 Agent 的自主性、适应性和建模者的设计，使得 Agent 的决策模型更加灵活、实用。这两种 Agent 建模技术都具有一定的普遍性，可以推广到其它的 ACE 模型之中。

（2）Agent 之间的交易算法

本文给出的交易算法不仅可以根据 Agent 的资源状况确定自己的偏好，而且可以让 Agent 根据它所经历的价格历史信息以及贪心程度进行提价，这就使得 Agent 社会中的交易更加贴近人类社会。而且，该算法可以使得 Agent 能动态学习调整参数，从而增加其灵活适应性。

（3）AEM 中的涌现结果与分析

本文通过三组试验详细讨论了 AEM 中丰富的涌现结果。首先，文章分析了社会分工的自发形成、价格波动的演化，通过与传统经济学中价格均衡结论的对比研究指出均衡只有在一定的特殊条件下才可以实现，而价格在一定区间范围内的波动是经济系统中的一般结果；其次，简单的聚集规则引入可以使得交易 Agent 自发形成组织，组织的出现使得经济系统呈现出地域上的非均衡性；最后，本文运用大量的篇幅分析了 AEM 中的流现象，包括直观的 Agent 流以及隐含在多 Agent 之间形成的交易网络之上的商品流，并指出 AEM 中的交易网络会呈现出幂率分布、网络结构逐渐复杂、聚集度不断提高的自组织特性；Agent 流和商品流可以在演化中不断增强，并且聚集规则的引入可以更加有助于商品流的发展。在分析这些涌现结果的时候，本文除了使用传统的分析方法以外，还提出了局部分析方法、ACE 中的复杂网络动态分析方法、资源的传播追踪试验等新颖的分析手段。

总之，ACE 建模方法不仅能支持、验证传统方法已得出的结论，而且可以针对以往很难建模、定量研究的问题进行讨论；甚至可以探讨传统方法没有涉及的新领域。

关键词：基于 Agent 的计算经济学，复杂适应系统，基于 Agent 的社会学仿真，涌现

Abstract

Agent-based computational economics (ACE) is a new methodology that integrates complex adaptive systems theory and agent-based computer simulation techniques to economic research. Based on the approach of ACE, we should avoid to building a reductive model that describes the complex economic systems as several mathematical formulas. Nevertheless, the agent model with very simple program can be built to simulate the individual in the economic systems, and many agents can interact in the computer so that a simulating model of the economy that implicates abundant emergent properties can be constructed from bottom up. At last, the emergent behaviors of the model can be used to map and explain the principles and phenomena of the real economic system.

Agent modeling, interaction of agents and the analysis of emergent results are pointed out as critical techniques of ACE modeling. The Artificial Economy Model (AEM), a new ACE model, is developed to embody and illustrate the ACE modeling approaches and techniques. The innovative points of AEM include three aspects:

(1) Adaptive Agent model

Firstly, Human-Element-based agent model, which separates the agent into the physical part and the mental part, can make the agent modeling easier and clearer. Secondly, CRA (Classifier, Rules and Actions)-based adaptive decision-making model can be used to simulate the decision-making processes of humans and enable the agent model to integrate adaptation, autonomous and human designs naturally. Furthermore, these two techniques can be generalized to other models of ACE.

(2) Trading Algorithm between two agents

The trading algorithm can not only determines the agent's preference according to the level of the resource it possesses but also enables the agent to raise the price based on its historical information of price and the degree of greed. Hence, the model can approach the reality of the human society. At last, agents can adjust the parameters of the trading algorithm to evolve by self-learning.

(3) The emergent results and analysis of AEM

Abundant emergent results are discussed in the paper following three groups of simulation experiments. Firstly, the phenomena of social labor division, price fluctuation were presented. The conclusions of the equilibrium only can be reached on some specific conditions and the price fluctuation within a fixed interval is more general in economic systems are drawn by comparing to the conventional theories. Secondly, the emergence and evolutionary principles of trading organizations can be observed once the aggregation rule is added. The appearance of organization brings disequilibrium and difference of regions. Last but not least, flow phenomena in ACE model, including explicit agents flow and the implicit goods flow underlying the trading network among agents are mainly investigated. The power-low of trading network, the increase of complexity and clustering effects of the trading network’s topology and so forth self-organizational properties are proposed. The agents flow and goods flow can be reinforced through the evolutionary development and the addition of aggregation rule improves the development of goods flow. Many new approaches

of analyzing the emergent results such as regional analysis, complex network dynamic analysis and goods spreading and tracking experiment etc. are designed.

As a result, ACE modeling approach not only supports and verifies the traditional conclusions, but also manages to deal with tough problems that traditional methods can't analyze and even might able to penetrate into untouched areas.

Keywords: Agent-based Computational Economics, Complex Adaptive System, Agent-based social simulation, Emergence

目录

目录 9

1 绪论 12
1.1 背景分析 12
1.1.1 传统经济学理论的危机 12
1.1.2 “非主流”经济学的兴起 13
1.1.3 复杂性科学的兴起 15
1.2 基于Agent的计算经济学简介 15
1.2.1 什么是ACE 15
1.2.3 ACE简要发展历史和现状 16
1.3 全文内容介绍 19
1.3.1 总体框架 20
1.3.2 主要创新点 20

2 基于Agent的计算经济学 24
2.1 经济系统是一个复杂适应系统 24
2.1.1 复杂适应系统 24
2.1.2 经济系统 25
2.2 ACE——自下而上的经济系统建模方法 26
2.2.1 隐喻与计算机模型 26
2.2.2 ACE模型及其特点 28
2.2.3 ACE建模的一般方法步骤 29
2.2.4 ACE的研究目标 29
2.3 ACE建模关键技术 30
2.3.1 Agent模型 31
2.3.2 Agent之间的交互 33
2.3.3 ACE模型的涌现结果分析 36
2.4 本章小结 38

3 人工经济模型(AEM) 39
3.1 背景分析 39
3.2 AEM 39
3.2.1 环境 40
3.2.2 Agent模型 41
3.2.3 涌现规律的分析 42
3.3 AEM的特征 43
3.3.1 模型中的内生因素 43
3.3.2 模型的可进化性 44
3.3.3 模型的平衡性 45
3.3.4 与一般均衡模型的比较 45
3.4 本章小结 46

4 适应性的Agent模型.....47
4.1 基于人元的Agent模型.....47
4.1.1 人元模型.....47
4.1.2 基于人元的Agent形式化模型.....48
4.2 适应性决策模型.....50
4.2.1 适应性决策理论.....50
4.2.2 基于CRA架构的适应性决策模型.....51
4.3 进化与学习.....54
4.3.1 进化.....54
4.3.2 学习.....55
4.4 AEM中的Agent模型.....56
4.4.1 AEM中的Agent客元模型.....56
4.4.2 AEM中Agent的决策器.....58
4.4.3 Agent的进化与学习.....63
4.5 本章小结.....65

5 Agent之间的交互——商品交换.....67
5.1 历史回顾.....67
5.2 两个Agent的交易模型.....68
5.2.1 背景.....68
5.2.2 基本假设.....68
5.2.3 交易过程.....69
5.2.4 交易算法.....73
5.3 实例分析.....73
5.4 本章小结.....75

6 AEM中的模拟结果与分析.....76
6.1 程序实现和试验环境.....76
6.1.1 总体框架.....76
6.1.2 World类说明.....76
6.1.3 Agent类说明.....77
6.1.4 试验环境.....79
6.2 第一组试验——适应、分工与价格波动.....80
6.2.1 基本设置.....80
6.2.2 群体动态分析.....81
6.2.3 个体进化和社会分工.....82
6.2.4 交易与价格.....84
6.2.5 第一组试验小结.....89
6.3 第二组试验——组织与局部价格波动.....90
6.3.1 组织的涌现与演化规律.....91
6.3.2 自繁殖情况.....96
6.3.3 第二组试验小结.....100
6.4 第三组试验——网络与流.....101
6.4.1 流的有关概念.....101
6.4.2 AEM中的Agent流.....102

6.4.3 网络分析 104
6.4.4 传播试验 109
6.4.5 仿真试验结果 111
6.4.6 第三组试验小结 119
6.5 AEM模型小结 121
6.5.1 AEM中的涌现现象 121
6.5.2 分析方法的创新 122
6.5.3 与传统方法的对比 122
6.6 AEM展望 123
6.6.1 分析方法与工具的改进 123
6.6.2 规则的改进与创新 123

7 ACE建模方法总结 124
7.1 ACE建模方法及关键技术问题总结 124
7.1.1 Agent建模 124
7.1.2 Agent之间的交互 125
7.1.3 模型结果的展示与分析 126
7.2 ACE模型的特点 127
7.2.1 ACE模型是一个整体的模型 127
7.2.2 可重复的经济学试验 127
7.2.3 可共享的定性知识 128
7.3 ACE方法的不足与进一步改进 128
7.3.1 ACE模型的有效性问题 128
7.3.2 ACE模型的开放性问题 129

结论 131

鸣谢 132

参考文献 133

1 绪论

1.1 背景分析

以新古典经济学为主的传统经济学理论虽然取得了很大的成功，成为了当今经济学理论的主流。但是近年来，越来越多的学者开始质疑传统理论，并提出了各种各样替代传统经济学的理论与方法。其中，演化经济学在理论上提出了与传统经济学完全不同的体系，而实验经济学和基于 Agent 的计算经济学（Agent-based computational economics, ACE）则提出了方法论上的革新。在介绍了这些理论方法之后，本章着重强调了本论文的工作，包括全文的整体框架和创新点。

1.1.1 传统经济学理论的危机

长期以来，以新古典经济学为主的传统经济学理论——主要包括以马歇尔为代表的新古典学派和以萨缪尔森、索洛为代表的新古典综合派——一直在经济学界占领着主流的地位。虽然该理论取得了很大的成功，然而从 20 世纪 70 年代以来它却陷入了持久的危机之中。

1.1.1.1 对理论基础的质疑

传统经济学是一座以“经济人”假设和期望效用理论为基础，用严谨的数学推理方法搭建的理论大厦。“经济人”假设主张人是完全理性的、追求个人利益最大化的自私动物。按照这种假设，传统经济学就可以把整个理论大厦都建立在摩根斯坦恩-冯诺伊曼的期望效用理论基础之上，把具有复杂行为的人抽象成只会追求期望效用最大化的点[1]。虽然这种抽象为经济学家运用严密的数学手段进行推理提供了方便，然而，越来越多的怀疑接踵而来。首先，人并不是具有完全理性的、只知道追求个人利益最大化的机器。由于外部世界的复杂多变以及个体在获取和加工信息的认知限制使得人们远不能达到完全的理性。早在 20 世纪 60 年代，西蒙就指出，应该用“有限理性”来代替完全理性，认为人们的理性是有限的[2]。

其次，传统理论对经济行为人的简单化处理受到了挑战。传统经济学在理论推理过程中蕴藏着一条重要的假设：行为人具有完整而内在一致的偏好。然而，近来的研究表明，行为人的偏好是可以发生变化的，它的形成与转变受到社会、参照群体以及大众传媒的影响[3]。另外，传统经济学还假设所有经济系统中的行为人都是同质的、只会对外界刺激信息做出机械响应的简单个体。但是，该假设忽略了个体发展过程中成长历史的重要性。个体的历史是他对经济系统适应性的结果，会因为“路径依赖”效应而显著影响个体在新环境下的决策。

第三，摩根斯坦恩-冯诺伊曼的期望效用理论[4]近年来受到越来越多的行为学者、心理学家的质疑。研究者们通过大量的心理学试验都得出了决策者在现实的决策环境中总是会做出偏离决策公理的决策，如著名的阿莱斯悖论、埃尔斯伯格悖论、不可传递性、偏好逆转等问题，而这些效应都被证明会系统性的影响决策者的实际经济行为[5]。

总之，传统经济学的微观理论基础受到了来自各方的质疑和挑战。而另一方面，传统经济学的思维范式：均衡分析也受到了人们的怀疑。

1.1.1.2 对均衡思维方式的批判

长期以来，经济学的研究方法一直都是以均衡分析为主的。所谓的均衡就是指市场中的供给恰好能够满足需求的平衡状态[6]。经济系统一旦达到了这种理想状态，资源就会得到最

合理的配置，所有个体都停止了进化，因为他们都能够在不破坏其他人利益的前提下实现自身利益的最大化。这也就意味着，经济系统失去了再次发展、变化的动力。

然而，现实世界却充满了变化、不确定性和动荡，宏观经济系统中的经济波动、周期发展甚至经济危机和经济衰退等现象比比皆是、永不停息。经济系统中的均衡只是相对的、短暂的，不均衡、变化性才是绝对的、长期的[7]。然而传统经济学理论并不能对这些宏观现象进行解释，而是证明了只要个体追求利益最大化，就一定能在群体层次实现经济的均衡，这显然是与客观现实不相符的。正是因为宏观经济中的现象无法用微观经济理论来解释，所以人们才不得不单独发明了宏观经济学，这恰恰说明传统经济学理论本身存在着缺陷，微观与宏观理论并不能真正自恰的融为一体。

有人将传统的经济学理论与牛顿力学进行对比，认为它们都采用了以简单的、机械的、确定性的眼光来看待现实世界的思维方式。然而越来越多的文献指出，经济系统更象是一个活的有机体，而不是一个可以用牛顿力学描述的力学系统。因此马歇尔很早就指出，“经济学家的目标应当在于经济生物学，而不是经济力学。”[8]。新古典经济学在 19 世纪 70 年代到 20 世纪初兴起了“边际革命”，然而正是在这个时期，物理学领域却爆发了相对论和量子力学革命，它们引领人们进入了一个用变化、动态、不确定的眼光来看待世界的历史阶段。正如杰奥尔杰斯库-罗金评论的，“正当杰文斯和瓦尔拉斯开始为现代经济学奠基时，物理学一场惊人的革命扫荡了自然科学和哲学中的机械论教条。奇怪的是，‘效用和自私自利的力学’的建筑师，甚至是晚近的模型设计师，看来都没有及时地觉察到这种没落”[9]。因此，新古典经济学在这个时代大背景下已经显得与整个科学主流思想格格不入了。

1.1.1.3 对经济数学化的质疑

近年来，人们对传统经济学的质疑不仅仅体现在对该理论的若干前提假设的怀疑，而另一个更主要的原因之一是，传统经济学正在走向滥用数学的趋势。目前的经济学文献大部分充斥着数学公式，诺贝尔经济学奖多授予数学家。这些都暗示了似乎不用数学方法就根本不能搞经济学研究，然而已经有越来越多的人指出，这种一味的数学形式化不仅无助于经济问题的解决，还成为了经济学的“皇帝新衣”[7]。

值得指出的是，我们不是片面的反对用数学严谨推理方法来研究经济学，而是反对不加选择的滥用数学工具。例如，目前应用到经济学中的最优化、博弈论等数学工具虽然有很多合理之处，但是它们都把决策者看作是追求最优化的“基本粒子”，并追求宏观上的均衡解。正如前面指出的，这种分析方法是对牛顿物理学的“经济力学”类比，它们并不能反映客观现实。我们需要的是一套“经济生物学”，一套能够描述经济系统动态演化、涌现的数学理论。如果这种数学理论还不存在，那么我们不能牵强附会的改造经济理论以适应数学工具，而是应该等待时机成熟，或者创造新的数学工具来适应现实中的经济学。

2000 年，首先爆发于法国的“经济改革国际运动”（post – autistic economics）给主流经济学界敲响了警钟。最初，这一运动是由少数几个法国大学生发起的，它们提出反对目前经济学教学中流行的状态：没有控制地使用数学；新古典理论及其方法在课程表中居压倒性的支配地位；武断的教学方式，不允许批判性的和反思性的思考。很快，学生们的呼吁得到了世界各地主流经济学反对者们的支持，并最终形成了“经济改革国际运动”。他们的呼声已经引起了西方主流学界的重视，并预示有可能一场新的经济学革命即将爆发[7]。

1.1.2 “非主流”经济学的兴起

随着传统经济学引起越来越多人的质疑，各种“非经典”、“非主流”经济学派犹如雨后春笋一般迅速崛起。它们有的是沿袭新古典经济学之前的理论思想，有的是采用全新的手段

倡导经济学研究方法的改革，还有一些则是在专门领域中做出突破性贡献。在这些经济学流派中，我们可以把它们归类为理论思想方面的创新和研究方法论的创新，下面我们将重点从演化经济学、实验经济学和基于 Agent 的计算经济学介绍非主流经济学的兴起。

1.1.2.1 演化经济学

在所有的“非主流”经济学理论方面，演化经济学被认为是最有可能替代传统经济学理论的候选者之一[10]。演化经济学的思想直接来源于经济系统对生物进化系统的类比。与传统经济学把经济系统比喻成为机械的牛顿力学体系不同，演化经济学认为经济系统更像是一个永恒进化的生物系统。

1982 年，纳尔逊和温特出版的《经济变迁的演化理论》标志着现代演化经济学理论的诞生[11]。纳尔逊和温特首先批判了新古典经济学中的理性的经济人假说，采纳了西蒙关于有限理性的建议，认为经济主体的目标是追求利润，但不是利润最大化。另外，他们还认为经济均衡只能是短暂的，而不能是长期的。经济处于均衡状态是指企业都按各自的生产容量进行生产，既不扩大，也不缩小，但是通过竞争，这种状态会发生变化。在演化的过程中，各种随机因素如社会骚乱、经济危机以及其它的不确定因素会对这种局面造成不可逆的破坏。

1.1.2.2 实验经济学

传统的经济学理论建立在大量的理论假设分析之上，但是现实经济环境是否支持这些假设则无法得到验证。长久以来，人们认为社会科学是不可能像物理或者化学一样进行试验研究的。但是实验经济学的异军突起却否定了这样的说法[12]。

实验经济学家们主要采用心理学试验的方法在小规模的试验环境下研究被试是如何做出决策的。早期的实验经济学者们并不满足经典决策理论把决策者看作一个只知道追求最大期望效用的“黑箱”，而是尝试如何打开“黑箱”，即研究人类究竟是如何做出决策的。

以实验经济学的理论为基础，人们已经逐渐建立了基于决策行为分析的理论体系。近年来，这些成果已经被应用到经济学、金融学中。行为经济学、行为金融学特别受到人们的关注[3][13]。实验经济学的创始人 Smith 和行为经济学的创始人 Kahneman 分获 2002 年的诺贝尔经济学奖，甚至有人认为未来的经济学将是心理和行为的经济学。

1.1.2.3 基于 Agent 的计算经济学

基于 Agent 的计算经济学（Agent-based Computational Economics，后文简称 ACE）是把复杂适应系统理论、基于 Agent 的计算机模拟技术应用于经济学的交叉学科。在理论思想上，ACE 主要借鉴了复杂性科学的研究成果，把经济系统看作是很多相互作用的经济主体组成的复杂系统。在方法论上，ACE 主要采用了计算机模拟这一新颖的社会学研究方法。

当人们批判了传统经济学中过于简单化的数学假设之后虽然提出了很多宝贵的意见，却遇到了新的问题，这就是新理论很难用数学方法进行刻划和描述。因为，新理论在承认了现实世界是复杂多变的前提后，也就失去了用数学分析现实世界中错综复杂的因果关系的能力。然而，现在计算机模拟的方法将有望弥补经典数学理论的不足之处。Lane [14]首次明确的提出了基于 Agent 的可计算模型概念，并指出可以在计算机中建立一个经济系统来模拟研究现实经济系统。

这一发展趋势是势在必行的。首先，随着技术的飞速发展，目前的计算机系统已经发展成为一个功能强大的计算系统。传统经济学中无法解决的数学问题可以用计算机解决了，人们不必再担心计算量问题，因为机器的快速计算能力可以处理庞大的信息量，甚至是那些传

统数学无法分析的非线性问题。人们不用再费心于简化数学方程中的复杂计算，因为计算机可以处理非常复杂的因果关系和逻辑。

其次，随着人工智能技术的发展，尤其是 Agent 技术、多 Agent 系统、分布式人工智能等技术已经为用计算机模拟复杂的人类行为提供了前提和基础。最新的人工智能技术可以模拟大量的 Agent 相互作用而导致的宏观涌现行为，这些涌现行为都是机器中的 Agent 自发形成的一种模式，它能够说明很多人类社会的现象。这就为计算机上的社会学试验打下了基础，人们可以不必担心社会的不可试验性，因为人们完全可以在机器上重复完成各种 ACE 试验。另外，这种 ACE 模型的重复试验几乎是免费的。

再次，ACE 系统中的涌现规律可以解决微观和宏观之间的联系问题。经济系统中的微观和宏观现象之间的关系完全是一种底层规则和高层涌现特性之间的联系。在 ACE 模型中也普遍存在着涌现属性或规律。一个计算机系统的涌现属性是指那些由建模者编程固定好的代码能演化出超越建模者预料的宏观动态属性。尤其是像 ACE 这样的模拟系统，其中存在着大量经济主体发生着复杂的相互作用，那么就有可能在 Agent 群体之上涌现出很多意想不到的新属性和新规律。ACE 把宏观系统的新属性看作是个体交互产生出的涌现属性。在现实世界中，人们无法直观的分析社会宏观系统的涌现属性或者规律，因为单个人不可能具备社会级的眼光和知识。然而，人们在 ACE 模拟经济系统中却能自然而然的观察到这些涌现规律，因为 ACE 模拟经济系统就是现实系统的一个微观缩影。

1.1.3 复杂性科学的兴起

进入 20 世纪的 80 年代，一门研究复杂系统的复杂性科学逐渐兴起。生命系统、智能系统、计算机系统、经济系统、社会系统等等都是复杂系统，以往，科学家采用了不同方法把这些学科分割开来进行研究。然而，复杂性科学的兴起首先使人们开始打破学科之间的分离界限，广泛地开展跨学科的研究；之后，人们逐渐发现了蕴藏在各个复杂系统中普遍存在的现象和规律[15]。

复杂性科学存在着多个学派，其中以著名的圣塔菲研究所（Santa Fe Institute，简称 SFI）为代表的圣塔菲学派则是该理论的权威。SFI 学派研究复杂适应系统的主要方法就是基于 Agent 的计算机仿真或模拟。

基于 Agent 的计算机模拟方法与传统的方法最大的不同就是在于该方法分析问题的出发点是系统中的个体而不整体。通过建立个体 Agent 的模型，就可以在计算机中营造一个虚拟的社会、经济环境，Agent 通过复杂的相互作用而涌现出规律或现象。因而宏观的现象并不是建模者设计进去的，而是系统自发地自下而上地涌现生成的。

1.2 基于 Agent 的计算经济学简介

1.2.1 什么是 ACE

ACE 是基于 Agent 的计算经济学（Agent based Computational Economics）的简称。它是采用基于主体（Agent）的计算机仿真方法来分析、模拟现实经济复杂适应系统。Leigh Tesfatsion 把基于 Agent 的计算经济学定义为：“一种用很多自主的、交互作用的 Agent 构成的演化系统来对整个经济系统进行建模的计算研究”[16]。如果我们把经济系统理解为多个主体通过相互作用而构成的复杂适应系统，那么我们就可以用 Agent 在计算机中对这些主体进行建模。这里面 Agent 是指一个具有自主性、适应性的计算机程序体[17]，它们会在计算机环境中像现实的经济主体一样自主的完成买卖交互。这样，ACE 就在计算机中虚拟了一个仿真的经济系统，作为一个虚拟经济系统的整体，它便能够映射现实经济系统的普遍规律和

现象。我们还可以把计算机中的虚拟经济系统看作一个微缩的经济学试验室，从而可以通过变换不同的规则和参数来研究不同宏观经济政策和环境对经济系统的影响。

1.2.3 ACE 简要发展历史和现状

1.2.3.1 ACE 的简要发展历史

早在 ACE 诞生之前，就已经有人把基于 Agent 的计算模型应用到社会系统、经济系统的研究中。例如 Cohen, March, Olsen[18]早在 1972 年就曾用多个 Agent 计算模型来研究组织选择问题，1978 年，Schelling[19]就用简单的计算机模型模拟了人口迁移问题。

而基于 Agent 的社会学研究方法最早的成功案例之一就是 Axelrod[20]在 1984 年举办的别开生面的囚徒困境计算机程序竞赛。他邀请了世界各地各行各业的专家编写计算机程序，让这些程序按照固定的规则在计算机的虚拟环境中进行“囚徒困境”博弈。通过观察每个程序与所有其它程序的博弈得到的平均分来判定该程序的总表现。出人意料的是，一个仅仅有 4 行代码的程序“针锋相对”（Tit for tat）得分最高。这个 Tit for tat 程序的简单规则正符合我们常说的“一报还一报”，即总是在第一次与对手合作，一旦对手采取了背叛行动，针锋相对也会毫不留情的用背叛来惩罚它。这次试验不仅仅揭示出了合作现象是如何在一个竞争环境中自发涌现出来的，而且说明了在一个竞争激烈的、不确定的、复杂的环境中，“针锋相对”这个异常简单的、大智若愚的规则是可以得到最好表现的。

1989年，Kiyotaki和Wright[21]建立了著名的理性预期货币生成模型。模型假设经济系统是由若干家庭构成的，家庭生产自己的商品，商品有储存成本，家庭和家庭会随机相遇，在互惠互利的基础上完成交易。随着模型的运行，他们发现，一种一般性的商品充当了现实经济中的货币角色，因此货币会在模型中自动涌现生成。

1992 年，Lane[14]首次提出了基于 Agent 的可计算经济模型的概念，他认为可以用基于 Agent 的计算模型在计算机中建立一个模拟的市场经济系统，人们可以利用这个模型进行反复的试验。

在金融市场方面，一个早期的具有广泛影响力的 ACE 模型要算 Arthur 和 Holland 等人[22]合作的人工股市模型（Artificial Stock Model，ASM）。与传统的股市交易模型不同，Arthur 等人放弃了每个交易 Agent 都必须具有全部的信息、完美的理性等假设，取而代之的是 Agent 可以通过历史信息不断地学习，修改自己对股价走势的预测；也就是说人工股市 ASM 是一个不断变化的永不平衡的系统，Agent之间的关系是一种既有竞争又有合作的协同进化关系。该模型成功的模拟出了真实股市中的“股市心理”，以及狂涨狂跌的非线性突变现象。目前，运用人工股市模型，人们可以通过更改模型的参数来模拟、预测某种新的股票政策是否可以达到预期的效果。

1996 年，Epstein 和 Axtell[23]两人完成了一个人工社会系统：糖域（Sugarscape）。这个模型虽然简单，然而 Epstein 等人却把它当作了一个计算机中的社会科学试验室，他们通过不断的变换 Agent 遵循的规则，观察各种各样的社会现象，并把这些结论写到了著作：《Growing Artificial Societies —— The social science from bottom up》中。下面我们还要进一步较详细地介绍该模型。

ASPEN 模型[24]是美国 Sandia 国家试验室在 1996 年开发的一个基于 Agent 的经济系统模型。这是一个较大规模的模拟了包括公司、住户和政府等各种 Agent 在内的系统。采用先进的建模技术以及大规模并行计算机的支持，ASPEN 模型成功的应用于美国宏观经济系统[25]和过渡经济[26]的研究中。ASPEN 是一个早期的能够应用于宏观经济系统政策分析的 ACE 模型典范。

Leigh Tesfatsion 首先提出了基于 Agent 的计算经济学的概念，并创办了基于 Agent 的计

算经济学网站（http://www.econ.iastate.edu/tesfatsi/ace.htm）。她还专门开发了一个 TNG 平台研究交易网络的生成与涌现[27]。2000 年的计算经济学杂志以及 2001 年 Journal of Economic dynamic and control 和 IEEE transaction on Evolutionary computation 等刊物都专门刊登了基于 Agent 的计算经济学专刊标志着这个领域已经逐渐成熟起来。

1.2.3.2 ACE 研究现状

目前，ACE 的研究已经渗透到了经济学研究的各个分支，主要集中在以下几个方面[16]：内嵌的心智模型和学习机制、社会规范的涌现及其演化[28]、自下而上的市场形成过程、经济网络的形成[29][30]、组织的建模[31]、为自动化市场设计 Agent 模型[32]、现实中的人类被试与计算机中的 Agent 平行试验[33]、ACE 建模工具及其平台的开发（目前，已有多个可用于 ACE 建模的平台，包括 Swarm，Starlogo，Ascape，Repast 等）。

ACE 除了在研究领域的宽度上不断扩大以外还在建模方法以及理论深度上不断发展。早期的 ACE 研究强调用简单的 Agent 设计涌现复杂的现象。因此在 ACE 建模的过程中常保持一种被称为 KISS（Keep It Simple and Stupid）的原则，而近期的研究表明对 Agent 建模过于简化的处理并不利于 ACE 的进一步发展。因而 Edmonds 和 Moss[34]提出了 KIDS（Keep It Descriptive Stupid）原则，指出人们可以赋予 Agent 更多的能力来说明问题。因此，越来越多的人提出应该研究对真实人类决策过程具有模仿能力的 Agent 结构。Claudia 和 Ebenoth[35]提出了从真实经济学试验数据中提取规则建立 Agent 模型，然后再把模型应用到社会仿真的方法。Sun 和 Naveh[36]则研究了一种基于实际人类认知过程的组织决策模型。进一步，人们把实验经济学、行为经济学以及 ACE 方法结合起来提出了认知经济学（Cognitive Economics）[37]。另外 Agent 建模技术的发展也为 ACE 研究注入了新的方法，如从 20 世纪 90 年代以来，人工情感的研究为 Agent 技术注入了新的活力。人都是有情感的动物，而如果要做人类社会的仿真，那么个体模型也应该能够模拟情感的功能和作用。例如文献[38]就研究了情感对于 ACE 中的社会规范的影响。

ACE 的发展除了在建模技术上的改进以外，还在理论上往更深的层次发展。当前，越来越多的社会学、经济学研究文献提到了自创生理论（Autopoiesis）。自创生（Autopoiesis）是一个生物科学领域的名词，它是指一类网络在系统内部形成一个自我创生的闭圈，因此系统自己创造了自己产生和维持的条件。自创生理论可以较好的定义一种广义的具有“活力”的自主系统[39]。经济、社会系统也是一类自创生系统 [40]，在该系统中社会各个组件维持了整个系统存在的条件并形成了一个逻辑上的闭圈，所以社会系统是一个自创生系统。例如文献[41]讨论了社会系统的预期特性，Fleischmann[42]用 ACE 模型验证了 Luhmann 关于经济系统的自创生理论。

1.2.3.3 基于 ACE 方法的交易市场模型

虽然本文的主要目的是论述 ACE 这种方法和其中的建模关键技术，但是我们不可能对所有 ACE 涉及的丰富主题都考虑到，所以，我们必须把主要的精力集中到一个方面。本文选择了经济系统的市场演化模型作为切入点。这里的市场演化模型是指采用一种自下而上的演化方法构建出来的模型市场系统。因此，该领域的研究主要集中到在一个可交换商品的环境中，社会分工、价格波动、交易市场等现象是怎样自下而上的涌现出来的。

交易网络博弈（Trade Network Game, TNG）是 McFadzean 和 Tesfatsion[27]开发的一个研究各种结构的交易网络形成、涌现的模型。在该模型中每个 Agent 都可以分为买者、卖者，在一个全互联的网络上，每个买者 Agent 都可以任意选择卖者，卖者可以根据买者的要求决定成交或者拒绝。在达成成交协议后，两个 Agent 会完成一个二人的囚徒困境博弈以决定两

个 Agent 之间的财富分配。为了让 Agent 可以在囚徒困境博弈中不断学习、积累经验，TNG 用可进化的有限自动机对每个 Agent 进行建模。TNG 分三种情况：买者与卖者分离、买者与卖者混合、买者与卖者部分混合讨论了交易网络的形成、交易行为的演化以及社会福利的测量等问题。

Herbert[43]研究了一种仅有两个物品的交换经济模型。其中每个交易者都是一个有限理性的可以学习的Agent，它们可以在任意时刻选择生产一个或者两种物品，也可能选择进行交易。每个Agent都根据简单的带有噪声的模仿学习更新它们的决策策略。在这个模型中，不仅交易现象会自发涌现出来，而且Herbert还主要研究了在不同初始设置情况下交易中介的自发涌现现象。

Howitt和Clower[44]用非中心化的市场模型研究了经济组织的涌现以及通用交易物品：货币的出现。在该模型中，每个Agent都遵循简单的适应性规则，通过一些专业交易公司（商店）为中介完成交易。假设这个模型经济系统中有m个交易者和n种产品。每个交易者都生产一种产品比如i，并且偏好一种产品j。在每个仿真周期，每个交易者都会生产i，并且对产品j有需求，这样它们会与特定的商店按照一定的价格进行交换。在这样一个动态的系统中，若干由买者、卖者、商店组成的经济组织会逐渐形成，而且一种通用的作为一般等价物的商品：货币也会自发涌现出来。

Manolovaa,Tongb和Deissenbergc[45]研究了统一货币在市场交易中的必要性。这是一个由n个Agent和n个产品构成的经济模型，其中，所有的Agent都排列在一个一维的环上（一维细胞自动机）。每个周期，每个Agent都仅允许与它相邻的Agent进行交易。在交易过程中，商品流与货币流同时在交易环上存在，并具有两个相反的流向。这个简单模型的涌现规律说明了现实经济系统中货币的制造和分布平衡的重要性。

Luhmann[40]将 Autopoiesis 理论引入了社会科学，他指出社会系统可以看作是一个利用交流和通讯而相互联系的自创生系统。他曾把经济系统的发展分为了四个阶段：资源的稀缺性和私有财产符号的出现、货币和货币符号的出现、价格和市场、风险。Fleischmann[42]用 ACE 模型验证了 Luhmann 的经济理论的第一个发展阶段，并指出当资源是稀缺的时候，多个 Agent 会通过相互交易而形成私有财产的不均衡分配；系统的演化路径呈现较大规模的震荡。

总之，运用 ACE 模型可以研究货币的出现、价格的形成等复杂的经济系统规律。但是这些系统大部分都不具备直观的界面表示，另外，Agent 的行为大多是人为设计好的简单规则，Agent 虽然能够完成简单的学习，但是这种学习方法一般是对参数的微小调整，而至于高层次的规则和策略的学习则体现不够。

1.2.3.4 Sugarscape

本文的研究工作主要参考了著名的模型 Sugarscape 即糖域，它是一个由 Josh Epstein 和 Bob Axtell 两个人开发的人工社会模型[23]。在此，我们有必要对该模型进行较详细的介绍。

Sugarscape 是一个典型的基于 Agent 的社会学、经济学仿真模型，它的虚拟环境是一个 50*50 的二维网格，在其上分布着糖资源，大量的 Agent 会按照固定的规则在糖域世界中移动，并通过收集糖来维持自己的生命。Epstein 和 Axtell 两人通过改变和制定各种各样的简单规则探索了从移民、遗传与继承到文化、战争、疾病的传播等等非常广泛的社会现象。他们甚至完成了一本书：《成长人工社会——自下而上的社会科学》来专门探索 Sugarscape 模型中各种丰富的涌现规律。

Sugarscape 也探索了两商品交换的原始经济现象。也就是让 Sugarscape 世界分布两种资源：糖和香料，然后让大量的 Agent 相互作用、交换商品从而构成经济系统。Epstein 和 Axtell 探讨了这个虚拟经济系统中的价格波动情况和平衡产生的各种条件，进一步他们还广泛探索

了文化、信誉等对经济的影响。

Sugarscape 模型自提出以后曾被多人引用、修改，例如[47]在 Sugarscape 的基础上提出了一个新的市场模型，并研究了社会网络的动态演化。[48]将 Sugarscape 进行了扩展，提出了 VUScape 模型，并研究了该模型中的通信、交流的问题。

但是，Sugarscape 模型仍然存在着一些缺陷，这主要包括：

Sugarscape 中的 Agent 主要采用反应式 Agent 模型，也就是 Agent 的规则是固定死的，它们都是由外界设计者设计的，而 Agent 自身不能改变它们。这就给模型的涌现行为和模型的说服力带来了一定的限制。

另外，Sugarscape 中的 Agent 之间是通过直接设计的规则而确定交易价格和交易量的，它们并不能反映出 Agent 之间的讨价还价过程，也不能反映出 Agent 对于是否交易做出的自主决策过程。这种交易模型不能反映出 Agent 的自主性和适应性，因而不能更好的贴近真实经济系统。

最后，在 Sugarscape 的经济模型中，作者仅仅探索了价格的发展趋势，比较了新古典经济学预言的经济均衡现象与糖域模型中的价格走势的区别与联系，但是对经济系统中的更加普遍的现象没有进行分析，包括社会分工、市场组织的生成、商品流的出现与演化等等没有进行探讨。因此，本文提出的 AEM 模型将力图弥补 Sugarscape 模型中的这些不足之处。

1.2.3.5 国内的情况

目前，国内在 ACE 建模及其方法还大多属于文献综述、引述的阶段[49]，但其中也不乏一些文章具有开创性观点。例如王飞跃和 Lansing[50]引述了从人工生命科学到人工社会科学中广泛应用的基于 Agent 的计算机仿真方法，并对人工社会的发展进行了展望指出了在未来人工社会扮演的重要角色；陈禹和丁浩[51]论述了实验经济学、复杂适应系统与经济建模的关系；熊辉[52]研究了基于 Agent 的经济学模拟的研究，在方法论上比较了 ACE 方法和传统的经济学方法，并对多个 ACE 模型进行了比较研究。另外，我国学者在社会学仿真方面也作了很多工作，这些工作一般集中在复杂性科学、复杂适应系统的领域中。刘颖和陈禹 [53]用计算机模拟的方法分析了 SARS 疫情的控制问题，在文献[54]中，作者把 Agent 模型针对我国消费者情况建立了适用于中国消费市场的模型系统。但是这些仿真模型都是一些小规模的系统，而且仅仅出于科学研究的目的，还不能对政府制定政策提供决策支持。

总结看来，我国在基于 Agent 的计算经济学建模仿真领域的研究仍然处于起步阶段，并且大部分研究人员仅仅局限在计算机科学、复杂适应系统领域，更广大的社会学工作者仍然对 ACE 方法不够重视。因此，我们认为首先应该在国内大力宣传 ACE 新方法。其次，我们应该结合我国经济、社会系统的一些独特特点进行经济学仿真，而不能仅仅照搬国外的模型。我们相信，随着新学科、新思想的传播与普及，ACE 的研究会引起越来越多的人注意。

1.3 全文内容介绍

ACE 方法虽然已经经历了将近 20 年的发展，但是在基本理论上仍然不算成熟，应用的范围与广度也还不能跟其它方法相比，因而，我们有必要专门针对 ACE 的方法论进行深入地探讨。本文将主要以讨论 ACE 方法和建模技术为主，探索 ACE 模型用于分析经济系统中的问题的思路。

本文的工作主要有三个方面，一个是对 ACE 建模研究经济系统问题的一般方法论研究；第二个是围绕一个我们自主开发的 ACE 模型：AEM（Artificial Economy Model）进行有关建模技术问题的论述，包括对 Agent 模型以及交互算法上的创新；第三个是针对传统经济学

方法中很难探讨的一些经济系统问题用 AEM 模型进行研究。这三方面的工作将采用图 1-1 的总体框架为思路进行展开。

1.3.1 总体框架

在结构上本文将沿着两条主线展开，一方面主要强调 ACE 的基本理论、基本思想的介绍并强调方法论的总结；另一方面则以一个具体的 ACE 模型：人工经济模型（Artificial Economic Model，AEM）为例进行案例研究，该部分将主要突出建模技术、涌现结果的分析、以及如何用 AEM 模型解释经济系统中的普遍现象。因此，总结起来各个章节之间的关系可以用结构图 1-1 表示。

各个章节的详细说明如下：

第一章在回顾了传统经济学的危机和新兴的非主流经济学的基础上，提出了基于 Agent 的计算经济学的概念，并就 ACE 的发展历史和现状进行了介绍。

在第二章中，我们将着重论述 ACE 思想方法和建立 ACE 模型的关键技术问题，主要包括如何建立与选择 Agent、如何完成 Agent 和 Agent 之间的交互，以及如何展示与分析 ACE 系统的涌现结果。

在第三章中，我们提出了独立开发的 ACE 系统：人工经济模型（Artificial Economic Model, AEM），重点阐述 AEM 的规则设计与系统整体实现思路和待解决的问题，还包括对 AEM 的一些隐含属性的讨论。该仿真模型能够体现 ACE 建模的一般关键技术和方法。后续各个章节则主要论述为了实现该模型而提出的一系列建模通用技术。

第四章结合 AEM 实例，开始讨论 Agent 模型的建模技术，首先引入了基于人元的 Agent 模型。该模型是笔者自主提出的一种描述人的模型，它能巧妙地把 Agent 分成具有客观物理属性的客元和可以自主决策的主元，这两个元素的结合体现了身体与心智的结合。按照这种结构设计的 Agent 将更加清晰，并且比较符合现实。接下来，该章重点论述自主提出的基于 CRA（Classifiers, Rules, Actions）体系结构的决策器模型，它是一个多层次嵌套的复杂适应系统，用 CRA 体系结构建立 Agent 的决策模型将能把 Agent 的灵活适应性、自学习特性以及设计者设计的智能属性利用多层次巧妙地结合到一起。

第五章主要设计了 Agent 之间的交易规则，在 Sugarscape 模型的基础上，我们改进了 Agent 的交易模型，使得 Agent 在交易过程中可以自学习，并且交易的历史经验和 Agent 的贪心程度都有可能影响 Agent 的交易技能和结果，因此 AEM 中的 Agent 能更好地反映现实世界。

在前面各个章节的基础上，第六章分析了 AEM 模型的各个涌现结果，从社会分工到价格波动、从组织的形成到 Agent 流动和商品的流动。这些丰富的涌现结果不仅源于 AEM 的简单规则设计而且从一种非常抽象的层面深刻揭示了人类经济系统、社会系统的普遍发展规律。传统经济学模型几乎无法探索诸如交易市场组织的形成与动态演化、商品流的动态演化等规律，但在 AEM 中，这些现象都能够清晰地反映出来。最后，第七章再次结合 AEM 实例总结了 ACE 建模的一般技术与方法，并着重从优点与不足较客观的评价了这种方法。进一步，本文对 ACE 方法的未来走向与趋势进行了展望。

1.3.2 主要创新点

除了对 ACE 方法进行较全面的综合分析以外，本文还力图在 ACE 的建模技术、以及用 ACE 模型解释经济系统中的若干现象进行了探索。概括起来，本文的主要创新点主要包括下面几个方面：

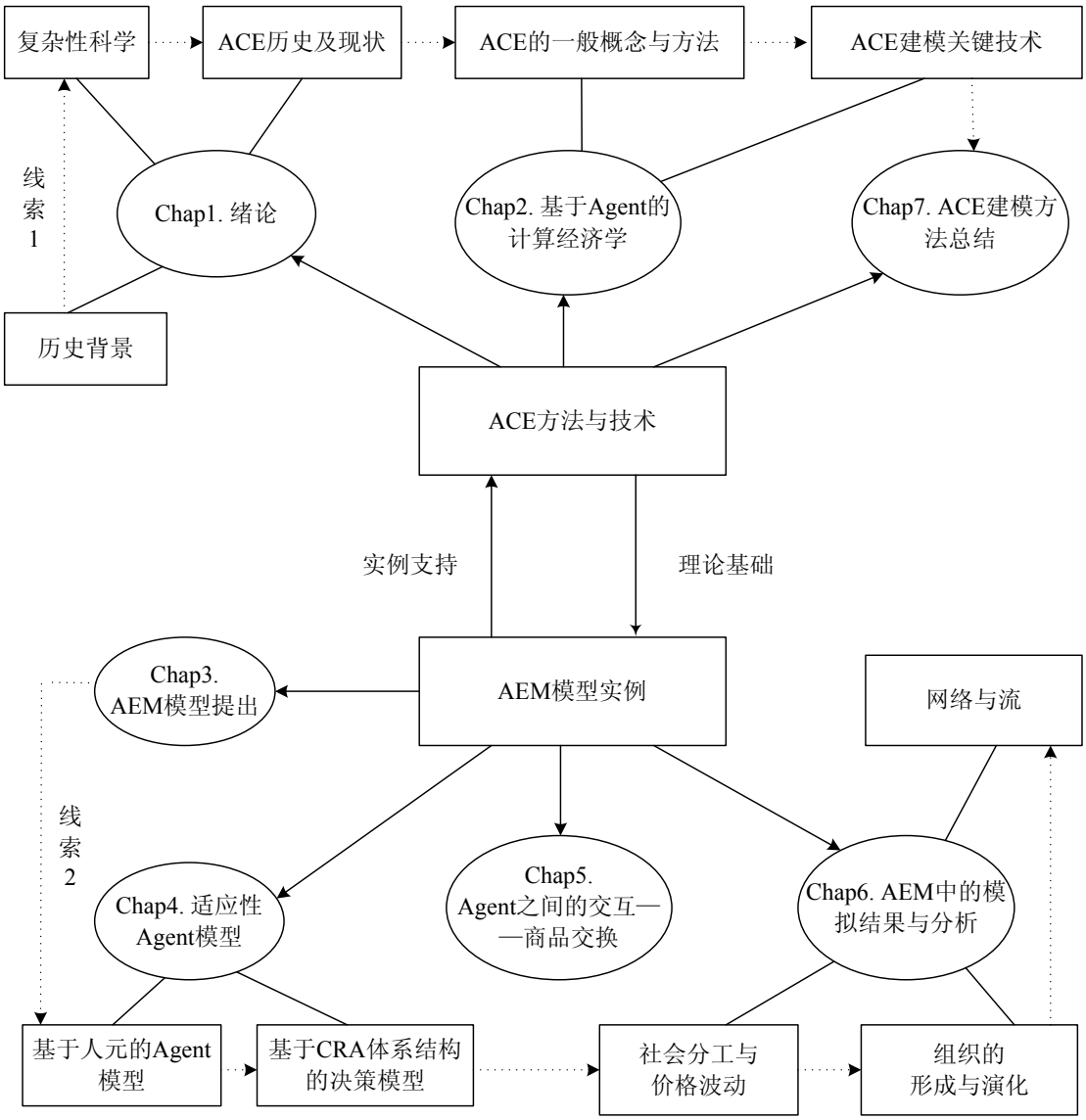


图 1-1 全文逻辑框架

（圆圈表示各个章节、方块表示逻辑分类和内容，无箭头线表示内容之间的逻辑关系、实箭头线表示该分类下包含的具体章节内容，虚箭头线表示了线索）

1.3.2.1 适应性 Agent 模型

本文提出了若干新的方法和技术来建立 ACE 中的适应性 Agent 模型。这些建模方法的叙述虽然都是以 AEM 为背景的，但它们都可以广泛地应用于各种 ACE 系统中。这些新技术主要包括：

1.3.2.1.1 Agent 的人元模型

以往的 Agent 模型大多强调 Agent 程序的主动性、自学习性等特点，但没有把 Agent 的客观属性和它自身能够决定的行动动作部分分开，也没有明确的论述 Agent 的心智部分、身体部分以及外界环境部分之间的关系。在基于人元的 Agent 模型中，我们把 Agent 模型分成了客元和主元两个部分，客元除了可以描述 Agent 的若干物理属性以外，还可以按照物理规律（Agent 不能控制的规律）发生新陈代谢、消耗能量等物理变化。同时主元部分则负责感知、决策和行动，它能够让 Agent 更加智能。这样 Agent 与环境的交互实际变成了主元先与

客元交互，然后客元再与环境交互。这样主元的决策不仅受限于环境，而且受限于客元。这种描述方法更加符合现实的人，而且可以使得 Agent 的体系结构更加清晰。

1.3.2.1.2 基于 CRA 结构的决策模型

为了解决 AEM 模型中 Agent 的决策问题，我们提出了 CRA 体系结构（Classifiers, Rules, Actions）。这是一种三层次的模型，分类器层负责 Agent 的战略性质的决策，它是一个由多个分类器构成的复杂适应系统；决策规则库可以帮助 Agent 完成具体的战术决策。不同的决策规则就会有不同的执行该决策的方法。每个决策规则都是一个比较特殊的程序模块，同时我们可以随时增加和关闭新的功能。最后行动层次具体负责决策的执行，并把上一层次决策规则的输出结果展现为一个一个具体的动作序列。这种体系结构的决策模型最大的好处是可以把 Agent 自发的学习与进化和设计者设计的技能巧妙的柔和在一起，使得 Agent 的行为既不会由于设计过多而死板，也不会由于进化过长而发展缓慢。

1.3.2.2 Agent 之间的交易算法

在 AEM 中，Agent 之间交互的一个重要方面就是两 Agent 之间的交易。传统经济学利用“经济人”假设探讨 Agent 之间的交易关系，但是现实中的人并不像“经济人”假设的那样具有完全的理性、完美的信息、真诚准确地反映自己的偏好等等特性。

ACE 模型使得人们可以用计算机建模探讨更加广泛、可能的 Agent 之间的交易算法。本文中提到的交易算法不仅考虑到了 Agent 可以利用交易历史信息、自身的偏好来确定交易时候的提价信息，而且考虑到 Agent 可以利用自己的贪心程度而扭曲价格的因素。同时，该算法模拟了两 Agent 之间的交易过程，以及赋予了每个 Agent 学习的能力，这就使得 AEM 中的市场交易更能够贴近现实的人类交易市场。

1.3.2.3 AEM 的涌现结果

在利用上述的各种建模新方法的基础上，AEM 的计算机模拟试验得到了丰富的涌现结果。概括起来，这些结果主要包括：

1.3.2.3.1 价格的动态波动

传统经济学假设每个市场上的交易者都是绝对理性的“经济人”，因此，当所有的理性的“经济人”都达到了效用最大化的点上的时候，市场价格就会产生一个均衡解，一旦达到了这个状态，每个人由于不能通过单方面的改变自己的策略而获得好处，所以系统将会停止到这个均衡状态。然而在 AEM 中，由于每个交易者都是不停学习、适应、主动寻求变化的智能主体，所以，这些 Agent 相互作用的整体结果就能导致整体经济系统的价格不停地上下波动，因而传统经济学中预言的绝对均衡价格不可能出现。

1.3.2.3.2 市场组织的形成

现实社会中，人类为了完成大规模的商品交换，总会寻找相对集中的地方而形成交易市场，这些小的分散市场经过若干时间的发展会逐渐演化成大规模的市场组织，甚至最后演变成人口密集的城市。

这种演化过程是如何形成的，它的发展如何影响经济系统？以往对这类现象的研究仅仅局限在文字的论述上，而无法用数学模型的方法进行讨论。新兴古典经济学[55]虽然对城市的出现进行了建模研究，但是他的模型仍然是一种静态的模型，关心的是最后的均衡解，然而对于市场组织形成的动态过程没有进行讨论。

本文用 AEM 模型探讨了这种市场组织形成的自下而上的涌现过程，我们不仅能够用 AEM 模型模拟出市场组织自然生死的过程，而且能够看到若干小市场聚集形成大规模市场，

以及进一步形成超级市场组织的过程。这在经济学研究过程中仍然是一种新的尝试。

1.3.2.3.3 流的涌现与演化

在宏观角度来看，个体的运动、商品交换可以形成宏观的流。虽然人类自从学会了商品交换就会形成基本的商品流，但是，人们对流进行研究则仍然处于起步阶段[56]。马克思是很早就对经济系统中的流现象感兴趣的人之一，他对商品的流通作了广泛的研究和深入的讨论[57]，但是他的论述仍然是一种定性的研究。近年来，人们对物流的研究日益重视，并建立了很多数学模型来研究物流以及供应链系统[58]，但是这些模型往往集中到对供应链的优化上，而并不关心物流、商品流是如何自下而上形成的，以及这些流动的演化规律是什么。最主要的原因就是建模方法和手段上的落后。

本文运用 AEM 模型研究了人工经济系统中的 Agent 流、交易网络、物品传播网络与商品流，并着重考察网络和流的演化过程。通过 AEM 模型的模拟，我们首先看到，Agent 的运动会逐渐形成整体的流动。之后，随着系统的演化，Agent 流不再发生质的变化，然而 Agent 之上的商品流开始进入大规模的发展阶段。Agent 之间的交易越来越频繁从而导致商品流越来越明显。

接下来，我们通过考察 AEM 中的交易网络指出了该网络的一些动态属性，包括交易网络会逐渐朝向规模扩大、聚集度增加的趋势发展，并逐渐趋向于无尺度网络。根据复杂网络的研究成果，无尺度网络具有鲁棒性强、存在着关键节点、大部分节点拥有少量连接等特点。这说明 Agent 之间通过交易会使得有序性自发形成。

复杂交易网络的形成为其上的商品流奠定了基础，进一步商品流会逐渐朝向流量增大、规模增强、范围扩大的趋势发展，并且通过试验比较得出，Agent 的聚集规则虽然不利于 Agent 流的发展，但可以使得商品流的影响深度和广度扩大。

这些成果都是用传统研究方法很难考察得到的，即使是在 ACE 的模型中也很少见有文献研究此类现象。

当然，本文的研究仍然非常初步，还有大量的涌现规律蕴藏在模型系统中。同时，ACE 方法本身也存在着很多弊端，这都是我们进一步工作的重点。

2 基于 Agent 的计算经济学

基于 Agent 的计算经济学（Agent-based computational economics 简称 ACE）是一门将复杂性科学以及基于主体的计算机建模与仿真技术相结合，应用于解释经济系统中的涌现现象和规律的科学。该理论首先把经济系统看作为复杂适应系统，然后运用多主体（Multi – agent）的建模方法对经济系统进行建模和模拟分析，从而达到对真实经济系统的理解、预测甚至是洞察。

2.1 经济系统是一个复杂适应系统

2.1.1 复杂适应系统

自从上世纪 80 年代以来，人们对于复杂系统的研究越来越重视。虽然目前人们还没有一个关于复杂系统的精确定义，但是普遍认为复杂系统就是由大量的相对简单的组成单元构成的系统，这些单元之间存在着紧密的、广泛的联系和复杂的相互作用，然而在系统整体层面上它就会体现出完全不同于个体单元的宏观特性。

复杂系统区别于简单系统和无组织的混沌系统。简单系统往往存在较少数目的个体，它们之间的关系也相对简单。无组织的混沌系统则存在大量数目的个体，但是个体之间的相互作用却比较单一，并且它们往往满足线性的规律，也就是通过对个体性质的简单加合就能得到系统整体的属性（如图 2-1）[59]。无规则的气体分子运动系统就常常被认为是一种无组织的混沌系统。

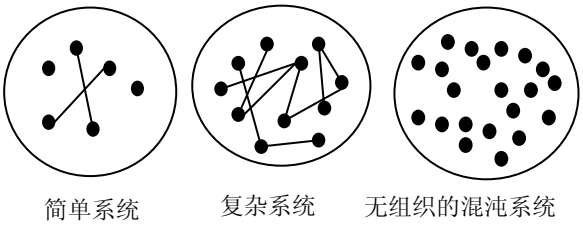


图 2-1 简单系统、混沌系统与复杂系统

复杂系统往往具有中等数量的个体，然而个体之间却具有紧密的联系和错综复杂的关系。如果我们把系统之中的单元个体理解为广义的硬件，而把这些单元之间的联系理解为广义的软件，那么复杂系统之所以复杂就是在于该系统的软件的复杂。

以前，单个复杂系统的规律由各学科分别进行研究。然而，人们逐渐发现，这些复杂系统之间有着非常微妙的相似性，它们似乎由一些特定的相同规律支配着。科学的发展呼唤着一种新学科的诞生，这门新学科应该能够跨越从生命到经济，从智能到生态系统等等广泛的学科领域，并且人们需要运用某种新的方法来研究这些复杂系统[15]。

涌现和进化就是普遍存在于所有复杂系统中的两个重要的共同属性。下面分别来论述：

2.1.1.1 涌现

所谓的涌现就是指一些系统级的宏观属性或者规律不能被还原成系统的个体属性的现象[60]。大自然中存在着广泛的涌现现象。例如，简单的蚂蚁可以通过错综复杂的相互作用而形成等级森严的蚂蚁王国；鸟类可以通过遵循简单的规则展现出复杂的飞行动态；大量简单的神经元通过相互连接形成人脑，经过相互作用可以涌现出智慧；每个社会中的个体按照

局部的、自私的规则进行决策，然而整个社会却能涌现出勃勃生机；计算机可以通过简单、无规律的联接形成 Internet 网络，然而 Internet 网的发展却涌现出惊人的秩序和规律。由此可见，涌现现象随处可见。

2.1.1.2 进化

一方面，复杂系统中的个体通过简单的交互就能组合出异常丰富的复杂性，另一方面，系统中的个体还能够在每时每刻都发生小的适应性变化，然而这些小的适应性变化会逐渐积累起来形成整个系统的重大突变，这种系统级的变化就有可能构成系统的进化。

美国圣塔菲研究所的约翰·霍兰提出的复杂适应系统（Complex Adaptive System, CAS）能够描述由于个体的微小适应性变化而引起系统整体进化的系统[61]。该理论被誉为是继新三论、混沌、分形等理论以来的又一次系统科学的重大飞跃，CAS 的出现标志着现代复杂性科学的诞生[62]。在理论观点上，复杂适应系统研究的是大量具有自主能力的个体单元组成的系统整体，当这些单元相互作用的时候，系统层次就能涌现出一些新奇的秩序。因此，也有人认为 CAS 是反混沌的，因为同样是微观个体的相互无规律的作用，CAS 却强调系统级别上秩序的涌现而不仅仅是混沌。

复杂适应系统的贡献之一就在于它把生物界的自然选择、进化的原理推广到了一般的复杂系统中。例如，采用 CAS 的观点，经济系统也是一个复杂的生态环境，其中各个厂商可以通过模仿学习和技术创新不断探索可能性的发展空间，而经济系统整体扮演了大自然的角色，淘汰了那些不能适应经济环境的厂商，保留了适应的厂商。CAS 还将人类的头脑看作一个进化的复杂适应系统，其中被选择的个体是神经元群，它们构成了类似生物之间的复杂竞争关系[63]。CAS 也将计算机软件系统看作是可以进化的系统，其中每个小的程序都是相互竞争的个体，通过程序的复制和随机变异，再加上整个系统的自然选择就能使计算机程序自发进化起来。

2.1.2 经济系统

2.1.2.1 经济系统中的涌现

首先，ACE 思想方法的基本立足点是：经济系统是由大量可以自主决策的主体构成的一个复杂适应系统。这里的主体可能是进行经济活动的人，例如市场中的消费者、经销商，也可能是由多个人构成的家庭、企业等[49]。

ACE 给我们描述了这样一个经济复杂系统景象：所有的主体都在仅能够感知它们局部环境的情况下完成自主而独立的决策；反过来，每个主体的决策、行动仅仅能影响到有限的环境。然而，多个经济主体在经济系统中不停的交互作用便形成了一个复杂的网络。这样的网络不存在一个中央控制者，每个经济主体都会按照自己的意愿自由的进行买卖。但是，当我们从经济系统整体来看的时候，一些宏观的属性就会自下而上的涌现出来[64][65]。

例如，在一个没有中心控制的自由市场中，买卖双方会根据谈判、多个卖主会通过竞争而最终实现一个比较稳定的统一价格；再例如在股市上，多个股票交易人通过股票的买入或卖出操作就会导致股票市场整体的价格波动，甚至引起类似雪崩的突变现象；每个活动主体不停追逐自身的利益，作为一个整体系统，经济却能够稳步的增长、繁荣。从交易网络的形成、到普遍接受的价格再到某种市场规范的形成都是一种自下而上的自发涌现过程[16]。

2.1.2.2 经济系统是进化系统

其次，经济系统是一个可以不停进化的系统。经济系统中的活动主体不仅遵循固定死的规则行动，他们还会不停的学习、适应从而改变自己的行动策略。每个主体的变化可能很小，但是作为一个整体，这些小的变化就有可能积累形成整个经济系统的进化甚至是整个社会的变革。将主体看作是具有适应性的就可以把经济系统与由大量元素构成的物理系统区别开。从物理元素到具有适应性的主体，不是一个简单的名称的改变。因为元素往往是机械的，他们只能被动进行反应。而主体的适应能力则可能形成系统变化的动因，他们会主动的推进系统的进化[51]。

经济系统中主体的适应性变化会推动整体经济系统的进化，这体现在制度的演变、规范的演化等系统层次的进化规律。反过来，整体系统的进化又造就了系统中个体的学习变化，这就体现为单个主体的适应性。所以总体来看，经济系统中的主体和整个系统就构成了一个相辅相成的、共同进化的复杂适应系统。既然经济系统可以被看作是复杂适应系统，那么我们就可以用分析一般复杂适应系统的计算机仿真方法来研究经济系统，这种研究方法就是基于 Agent 的计算经济学方法（Agent-based Computational Economics, ACE）

2.2 ACE——自下而上的经济系统建模方法

2.2.1 隐喻与计算机模型

20 世纪 80 年代，以美国一批诺贝尔奖得主为首的科学家创办了圣塔菲研究所（Santa Fe Institute，简称 SFI）标志着复杂性科学“圣塔菲”学派的诞生。圣塔菲研究所的科学家来自物理、生物、经济、计算机等各种领域，因而它们突破了狭隘的学科界线，开展的是跨学科的研究[15]。圣塔菲研究所主要采用计算机合成、模拟的方法来研究复杂系统。如果说耗散结构论和协同学开创了复杂系统研究的先河，那么计算机模拟与仿真的方法则是圣塔菲学派的主要贡献。

短短 20 几年的时间内，若干重大发现就从圣塔菲研究所中诞生出来了。人工生命、细胞自动机、分类器系统、人工免疫系统、人工模拟股市、囚徒困境博弈竞赛、虚拟拍卖策略等瞩目的成果引起了越来越多人的注意[15]。

为什么用计算机模型可以研究复杂系统呢？这主要依赖于我们应该如何看待计算机模型，实际上，从某种角度上，计算模型是对真实系统的一种隐喻。

2.2.1.1 隐喻

在复杂性科学的研究过程中，人们大量的使用隐喻即打比方的方法。也就是把原本属于不同领域、不同系统的概念进行相互比喻、借鉴[66]。比如把生物进化论作为一种隐喻借鉴到经济科学中就会产生演化经济学的思想。再如把自然界的生态竞争与演化的观点作为隐喻借鉴到计算机科学就创造了人工生命科学。总之，人们通过隐喻往往能够获得崭新的知识和发现。

然而，隐喻为什么能够奏效呢？我们知道，复杂系统的关键不在于它的底层构造硬件，而在于这些硬件的相互连接、作用方式即软件。系统的软件属性是可以被抽取出来的，因此同一种软件放到不同的硬件介质中就会产生类似的涌现结果。隐喻恰恰就是这种不同系统的软件抽取、移植的过程。比如进化，它就是一个普遍存在于各种复杂系统中的共有规律或软件，无论一个系统的组成元素是现实中的生命体还是企业组织中的惯例或者是计算机中的程

序都无关紧要，只要这些个体能够通过变异、繁殖和选择来不断的演变，那么进化就是不可避免的。

隐喻是连接不同领域，建立相似性或者共性的必要手段。在研究复杂系统的时候，人们一般首先看到两个复杂系统间的相似性，然后把一个系统中的概念或者认识方法借鉴到另一个系统中，这就是隐喻过程。如果我们把隐喻看作一种映射变换，它把一个复杂系统中的软件结构同构的映射到了另一个复杂系统中，那么通过该映射，人们就可以看到不同复杂系统中软件关系的同构性和不变性，从而找出制约所有复杂系统的一般规律。

2.2.1.2 计算机模型

复杂性科学的圣塔菲学派认为计算机也可以被理解为一种复杂系统。因为计算机中的各个代码通过复杂的相互作用方式会生成新奇的涌现属性。既然复杂系统的本质属性是其软件特征或者个体之间的连接方式，那么所有复杂系统的软件特征就都可以通过建模映射到计算机模型中。反过来，由于计算机模型是我们人为设计的模型，所以我们对它的掌握与认识就会更加容易，这样对计算机模型的解释可以通过隐喻的方式再次映射到现实系统，这也就构成了计算机模型有效性的基础[60]。我们可以用图 2-2 来表示计算机模型与现实复杂系统之间的关系：

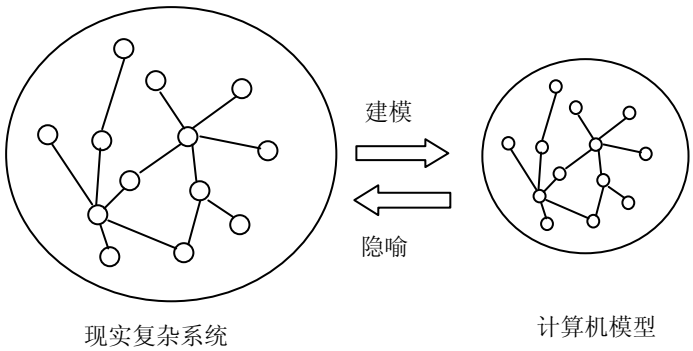


图 2-2 计算机模型与现实复杂系统的关系

也就是说，计算机模型反映的正是现实复杂系统中个体间相互作用的抽象关系以及这些关系的演化过程。计算机建模方法还告诉我们，有必要以一种全新的视角认识计算机，也就是说计算机不仅是一个会运算的工具，它还是一个可以用来创造复杂系统的工具。

2.2.1.3 基于个体（Agent）的计算机模型

计算机建模方法由来已久，然而圣塔菲学派的计算机模型却与传统的建模方法有着本质的不同，这就是它们是一种基于个体的思维方法[67]。这种方法最大的特点就是它不去试图从上而下的对对象的整体进行认识从而一下子建立整体的模型，而是从认识对象系统的个体建模、仿真出发，为这些个体抽象出若干条计算机规则，之后，让它们在计算机中相互作用，并实现机器中的涌现。这种机器中的涌现现象自然就是一种系统交互产生的整体规律。最后人们再把这种涌现属性或者规律用来解释现实复杂系统的运作。

目前，圣塔菲研究所的基于个体的复杂系统分析方法已经渗透到了生命科学、计算机科学、经济学、管理学等广阔的领域中。人工生命、细胞自动机、人工社会、基于 Agent 的计算经济学、多智能体系统、群集智能、进化智能等等思想都来源于 SFI 的基于个体的思维范式[68][69]。

2.2.2 ACE 模型及其特点

ACE（基于 Agent 的经济学）首先把经济系统看成一个由大量可以适应、学习的 Agent 构成的复杂适应系统。其次，在方法论上，ACE 主要采用基于 Agent 的自下而上的仿真方法。与传统的经济学数学模型相比有以下几个特点：

2.2.2.1 适应性 Agent 模型

既然 ACE 关心的是 Agent 在群体层次的涌现规律，那么原则上，我们可以研究各种各样微观 Agent 模型的相互作用。我们完全可以按照新古典经济学的假定设计理性的个体 Agent 规则，然后观察它们在计算机中的演化规律。但是，这种做法除了验证传统经济学理论以外并没有太多的新意，ACE 更有价值的一面就是在于它可以实现各种用传统方法难以建模、描述的微观个体模型，例如有限理性 Agent，归纳学习 Agent 等。

现实世界中的人并不是纯粹追求理性的动物，而是具有学习能力的，可以适应性改变的人。传统数学方法无法处理人类复杂的学习现象，然而目前人工智能、Agent 技术的发展已经使得能模拟真实人类决策过程的适应性 Agent 成为可能。这样，ACE 模型中的 Agent 一般都是主动的、适应的、可学习的。这就避免了像传统经济学方法那样把经济系统中的活动主体建模成简单的机械反应主体的做法。

2.2.2.2 涌现进化的动态系统

传统的经济学理论强调均衡分析，因为只有找到了模型中的均衡解才能够得出有意义的结论，才能够预言经济系统的状态。然而现实的经济系统确实存在着大量的不均衡性、变化性，这些不均衡性、变化性不能够还原成微观经济中的均衡解，因此，传统经济学不得不发明了两套理论分别解释微观与宏观的现象。甚至新兴的包括演化经济理论和实验经济学也没有很好的解决这个问题。

在 ACE 方法中，微观和宏观之间的分裂问题可以得到很好的解决，这主要是 ACE 模型都是复杂适应系统，因而模型本身就是动态的、永恒变化的，这样宏观经济系统中的动态规律和现象就能够自然而然的被解释成微观个体的涌现行为以及系统整体的演化规律。

ACE 方法因为在机器中模拟了一个虚拟的经济环境，所以人们可以很容易的观察到微观与宏观之间的联系。它不同于统计方法把一切宏观现象都理解为统计规律的必然结果，而是把宏观现象和属性归结为个体相互作用的涌现结果。通过反复的进行模拟经济学试验以及对参数和规则调整的观察，人们会看到什么样的微观规则会导致什么样的涌现属性，从而真正成为沟通微观与宏观的桥梁 [51]。

2.2.2.3 自下而上的计算机建模方法

虽然都是对经济系统或者经济学现象进行建模研究，但是从方法论上，ACE 方法与传统的数学模型有很大的不同，这主要体现于，ACE 模型的切入点不是系统整体而是系统中的活动个体。如果我们说传统的建模方法由于力图从系统的整体、上层进行直接描述，并逐渐还原到个体，因而是一种自上而下的方法，那么，ACE 的基于个体的建模方法就是一种自下而上的方法。它把建模的主要精力放在对个体的简化与描述上。但是，个体之间通过交互而组合产生的复杂性却是惊人的。虽然 ACE 方法在个体建模上仍然要利用抽象、还原的手段，但是这些抽象、还原都是个体级别的。我们关心的不仅是个体层次上的演化，而是由这些大量个体组成的整体所涌现出的规律和现象。所以，ACE 方法相当于运用计算机在群

体层次上达到了新的综合。

2.2.3 ACE 建模的一般方法步骤

ACE 建模也就是用基于个体的计算机模拟方法对经济系统进行研究的过程，它是一种自下而上的方法。虽然这种建模方法更加科学，但是也给建模者带来了一定的难度。因为从原则上来说，给定一组宏观的现象或者规律，不存在着某种一般的方法能够找出对应的微观规则。也就是说，建模者要想得到某种涌现属性，不能够用逻辑推理的方法找出微观的规则，而只能用反复的观察、归纳、假设、试验的方法来反复验证自己的设想。因此，通过总结，我们能够看到一般的 ACE 建模方法步骤。

在 ACE 建模过程中，人们主要按照观察归纳、计算机建模、计算机试验、解释还原的方法步骤。首先，人们需要通过对真实经济系统进行观察、归纳和抽象，抓住需要研究考察的重点与方向；其次，建模者需要从现实经济系统出发，总结出一些比较简单的假设，针对这些假设建立计算机模型；然后，研究者就可以在计算机中进行各式的计算机模拟试验，观察这个模型经济系统的涌现行为；最后，研究者再用模型中的涌现行为与真实经济系统中的现象进行比较，从而解释实际经济系统中的规律。进一步，人们还可以再次更改计算机模型中的参数和规则，来考察不同的规则、参数所代表的宏观经济环境会对虚拟的经济系统带来什么影响，最后总结出一般规律，甚至也包括对现实经济系统的政策建议[70]。

总而言之，一般情况下，ACE 模型建模包括下面几个步骤：

（1） 首先，观察现实经济系统并抽象出一系列的假设(A)

（2） 其次，根据假设(A)建立 Agent 的个体模型，以及 Agent 之间的相互作用规则(R)

（3） 接下来，通过计算机仿真观察计算机中的人工经济系统的宏观涌现结果和动态(O)。

（4） 最后根据观察结果（O）得出结论从而对现实经济现象进行解释。

（5） 修改模型中的参数和规则，观察参数如何影响模型的涌现结果。

这其中，比较重要的是第一步，也就是从现实社会中抽象出假设的步骤。因为它决定了 ACE 模型的实用程度。然而也有的 ACE 建模文献仅仅从模型出发研究纯粹的人工经济系统性质，而并不关心这样的人工经济系统是否是现实经济的反映。虽然这类模型驱动的 ACE 研究遭受到了各方面的批评，但是他们强调的是 ACE 模型本身的价值就在于研究各种可能的经济，而并不一定是真实的经济。

有的时候，（5）也显示出了关键作用，因为正是通过不断的调整模型的参数才达到了 ACE 试验的目的。ACE 系统本身为经济科学工作者提供了试验的平台。因此也有人说 ACE 系统就是经济试验室。一项影响经济系统的决策如果先在 ACE 试验室中反复试验并进行充分的论证将会给实际的决策带来更小的风险。

2.2.4 ACE 的研究目标

根据 Tesfatsion 的观点[71]，目前 ACE 的研究目标主要包括四个方面：实证研究、规范研究、理解洞察以及实用化的工具，下面分别进行论述；

2.2.4.1 实证研究

ACE 的实证研究是要理解各种经济现象、经济规律和经济制度是如何从大量个体的交互之中自下而上的涌现出来的。以及为什么这样的现象、制度在没有中央控制的前提下依然会持续存在。例如交易网络的形成、市场通用货币的出现、市场交易规则的形成、商业周期的出现和发展以及新技术的持续创造和演化等现象都是 ACE 研究的重点。研究者们关心的

是这些宏观现象在 ACE 模拟经济系统中的因果解释，尤其是在某一种特定的 Agent 规则中能够涌现出什么样的宏观经济现象。找到微观个体 Agent 规则和宏观整体经济运行规律之间的对应关系是 ACE 实证研究的目标。

2.2.4.2 规范研究

ACE 的规范研究目标是要提供一种方便、实用、强大的计算工具，以便社会科学工作者可以在 ACE 提供的环境中进行广泛的社会学、经济学试验来探索某种经济政策的合理性，甚至是在该工具支持下找到一种更好的经济制度。

我们可以把 ACE 模型系统看作是一个理想的社会学试验室，人们可以在这些虚拟经济系统之上进行一系列社会学试验，从而找出蕴藏在社会系统之中的规律，也可以在一项政策实施之前在虚拟经济系统中给出这项政策的执行结果，从而避免无谓的失误。

相比于实验经济学方法，ACE 的试验研究更具有廉价、可重复的优势。实验经济学中的人类被试虽然能够真实的反映决策行为和心理状况，但是这样的受控试验往往需要昂贵的投入，另外，它的可重复性和说服力也有一定的局限性。人们不能完全排除人类被试在试验过程中受到的情绪、环境及其外界条件等不可预测的因素影响。然而 ACE 试验显然不具备这样的局限性，计算机模型是客观的、可重复的，而且一次 ACE 试验的花费也是很小的。

2.2.4.3 深层次理解与洞察

进一步，ACE 研究者并不仅仅关心解释现有经济制度的合理性，而是要进一步理解为什么其它的经济制度没有演化存在，是否还存在其它的各种可能的经济？我们如何把经济系统作为一个动态系统进行全面的理解？从动力学特性上来讲，经济系统的各种可能性区域是什么（例如均衡点及其吸引子区域），以及经济系统在什么情况下会发生相变，而在什么情况下是稳定的？这些都是关于经济系统的深层次理解和洞察的问题。

例如经济学中的一个经典问题就是亚当斯密早就提出来的“看不见的手之谜”，究竟是什么样的自组织力量可以让每个追求个人利益的人组织到一起共同繁荣经济？一般的 ACE 研究方法是找出一系列 Agent 规则和模型来模拟一个市场经济系统的演化动态，并且能够在模型中观察到某种符合现实经济的规律，然而这种模型的扩展能力是什么？其它的各种可能的规则是否能够产生同样的结果呢？所有这些都需要 ACE 模型提供给我们新的洞察。

2.2.4.4 实用化的工具

如果要想让 ACE 真正成为经济科学研究者的试验平台，ACE 研究者们就必须要搭建一种通用的、方便的、可视化的工具平台，使得 ACE 方法更加普及化、规范化。同时，ACE 研究者也正在积极努力的完善整个方法体系，使得这种研究方法会变得更加合理、有效、可信。

2.3 ACE 建模关键技术

ACE 研究方法的一个核心问题就是针对某个特定的经济现象或者经济系统进行建模分析。虽然从本质上说 ACE 模型就是一个多 Agent 系统（Multi – Agent System, MAS），但是由于 ACE 追求的目标是对经济现象的模拟而不是普通人工智能 MAS 中的问题求解，所以 ACE 建模需要一些独特的方法和关键技术。本节我们将主要从 Agent 模型的建立、多 Agent 之间的交互以及 ACE 模型的涌现结果分析三个方面论述这些关键技术。

2.3.1 Agent 模型

Agent 即智能体是一门计算机科学技术，虽然现在它还没有完整的定义，但是人们普遍接受的是 Agent 特指具有自主性、社会能力、反应能力和自发行为的计算机程序[17]。因此，一个复杂的具有认知能力的专家系统可以被看作是 Agent，而一段短小、精悍的可以灵活反应的程序也可以看作是 Agent。本质上讲，ACE 也是一个多 Agent 系统，但 ACE 更注重把 Agent 作为一种工具去模仿现实的人类行为，而人工智能的 MAS 领域则更加偏向用多个 Agent 的相互竞争与合作解决实际的计算问题。所以，ACE 所用到的 Agent 技术与人工智能领域中的技术不尽相同。我们把 ACE 中的 Agent 模型称为经济 Agent 以便区分。

ACE 中的经济 Agent 模型通常可以表示一个经济系统中的活动主体，它可以是一个人、一个公司或者一个家庭等等。对这些活动主体的抽象方式不同就会产生不同的 Agent 类别。如果按照经济 Agent 模型的执行功能、行为和复杂程度来划分，那么我们可以大致把它们分成三个类别：反应型 Agent、慎思型 Agent 以及适应型 Agent。下面分别论述。

2.3.1.1 反应型 Agent

这类 Agent 模型一般都遵从一些简单的 if.. then..反应式规则。虽然单个反应式规则可能异常简单，但是当大量遵循简单反应式规则的 Agent 相互作用的时候，一些类似人类经济社会的整体现象就会涌现出来。实际上，新古典经济学中的经济人就相当于是一个遵循反应式规则的 Agent。因为在给定环境下，Agent 只会按照追求期望效用最大化的方式来完成决策。

虽然都是反应型 Agent，而组织各种反应规则的方式不同也会造就完全不同的经济 Agent。一种最普通的规则结构就是扁平式的结构，也就是说 Agent 的所有 if…then..都在同一个层次内，每一次只能激活一条规则。当然还有其它结构的反应 Agent，比如多层次的包容结构以及含有内部状态的有限自动机。

Agent 的包容结构是机器人专家 Brooks 首先提出的多条规则按照一定层次组织的结构[72]。我们可以把 Agent 行为规则分成若干层次，每个层次的反应式不同。层次越低的行为规则拥有越高的优先权。这样，Agent 就可以在多个行为规则被激发的同时进行利弊的权衡与选择。因此，可以认为包容结构的 Agent 拥有一个多层的平行信息处理结构（图 2-3）。

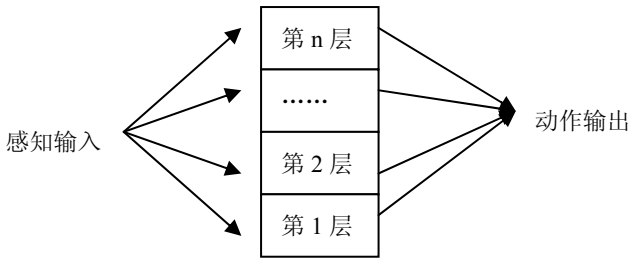


图 2-3 多层行为的包容结构

这种方法虽然看似简单，但是却非常有效，因而已经被很多 ACE 模型所采用。Sugarscape 模型就是采用反应式结构的典型[23]。

有限自动机(Finite State Machine 简称 FSM)在反应规则中加入了内部状态从而扩充了 Agent 的行为复杂性[73]。一般一个反应式规则具有这样的结构：

if <*input*> *then* <*action*> （2-1）

这里<*input*>表示的是 Agent 从传感器感觉到的输入信息，<*action*>是 Agent 进行的输出选择。在有限自动机模型中，如果我们用集合 *S* 表示 Agent 的内部状态集合，并假设反应式规则不仅仅跟输入信息有关，而且也跟它的内部状态有关。这样规则就可以写为：

if <*input*> and <*current state*> then <*action*> <*next state*> （2-2）

其中，<*current state*>表示 Agent 当前的内部状态，而<*next state*>则表示 Agent 如果采用了这条规则，那么它将在下一时刻转移到的内部状态。我们看到，利用有限自动机改造的反应式规则不仅仅由外界的输入信息决定，而且也跟它的内部状态有关。因此 Agent 产生了有限的记忆，显然如果 Agent 的可能内部状态越多，它的行为也就会变得越复杂。

在文献[74]中，作者用有限自动机指导 Agent 进行重复的囚徒困境博弈以便更有效的发现优化策略。也有人用 Agent 的内部状态表示 Agent 的不同情感状态，这样就可以建造简单的情感 Agent [75]。

在实际的 ACE 建模应用中，所有反应式 Agent 遵循的 if … then…规则一般都是事先由建模者设计好的。这虽然降低了 Agent 的适应能力，但是由于该方法简单直接、执行效率高，所以更方便人们进行大规模 Agent 的仿真，也因此受到广大 ACE 建模者的青睐，

2.3.1.2 慎思型 Agent

慎思型 Agent 一般都具有较严密的推理结构，因此，Agent 的每一步动作都是经过慎重考虑、理性分析得出的。人们一般采用 BDI(Belief, Desire, Intention)实用推理理论作为慎思型 Agent 模型的基础。模型中显含了知识、目标、欲望等预设概念[76]。Agent 的每一步决策行动都包括从外界观察信息，并把这些信息编码成自己内部可识别的符号，然后利用自己的知识和目标进行推理得到对行动的规划方案，最后再执行这些行动。

总结起来，一般慎思型 Agent 与反应型 Agent 比较具有一个串行的传递信息结构，如图 2-4 所示：

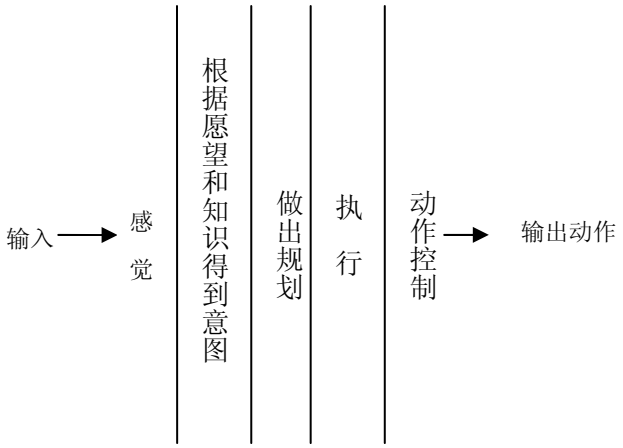


图 2-4：慎思型 Agent 模型的结构

还有一类慎思型 Agent 模型是模仿现实的人类认知过程而设计的，将学习适应能力和复杂慎思过程结合到了一起，因此拥有认知、推理、规划、学习等更拟人的功能和行为[77]。人们往往运用这种模型模拟多个 Agent 构成的组织，不同的 Agent 可以单独的完成复杂的任务。在由这些认知 Agent 构成的组织系统中，一般每个 Agent 具有独特的任务角色以及领域知识和经验。

总之慎思型 Agent 模型的特点是模型更加贴近个体人的认知、思维过程，但是实现起来往往比较繁琐，而且模型往往需要消耗更多的计算资源，所以人们一般用这类模型进行小型组织的模拟。虚拟设计团队（Virtual Design Team 简称 VDT）模型[78]、Orgahead 模型[79]中的 Agent 都属于这个类别。Soar 模型[80]、Pluar Soar[81]模型都属于这种认知 Agent 模型系统。

2.3.1.3 适应型 Agent

在这类模型中，Agent 的自我学习、适应能力成为了关键。Agent 可以对它所生活的虚拟环境进行不断的认知，并用认知的结果不断改变自身的结构。一般的适应型 Agent 模型分成两种，一种是简单结构的 Agent，另外一种是拥有复杂结构的 Agent 模型。

简单的适应型 Agent 模型可以看作是一个参数可调的反应式 Agent。Agent 首先会根据

外界的输入信息 x 做出响应并输出信息，然后根据输出动作的反馈调节内部参数 $\theta_1,\theta_2,...,\theta_n$，从而改变行为规则 f。这种根据反馈调节参数的过程就是 Agent 的学习。这种模型中的各个参数调整简单、直接，但是它的灵活适应性差，而且 Agent 的自主性、智能性将会受到一定的限制。如图 2-5：

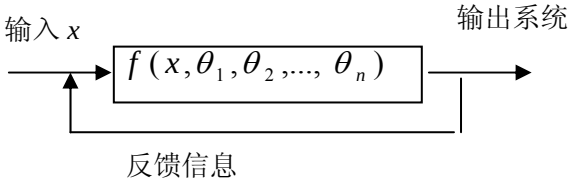


图 2-5 简单的适应型 Agent

另外一类复杂的适应型 Agent 结构是把 Agent 本身看作一个复杂系统，该系统由若干单元相互作用完成较复杂的计算，之后再输出信息。Agent 可以将反馈信息再次输入系统用于调节这个复杂系统的内部结构，因而学习的过程体现在不同的适应性结构变化之中了，如图 2-6：

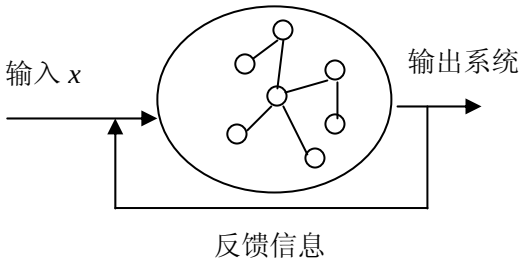


图 2-6 复杂的适应型 Agent

目前，人们多采用遗传分类器系统、遗传编程、BP 神经网络等方法建立适应型经济 Agent 模型。遗传分类器系统可以看作是多个相互竞争的分类器构成的复杂系统，遗传算法的运行保证了系统的创新能力，从而也实现了系统学习的要求。遗传编程则用一些简单的函数作为建筑砖块，它们不断的组合构成了一个计算机程序，通过遗传算法完成创新和学习。BP 神经网络则是用大量的相互作用的神经元构成一个复杂的网络系统，通过反向传播算法完成 Agent 的学习过程。Terna [82]用人工神经网络建造 Agent 模型，让 Agent 对价格走向进行广泛的预测。Arthur 和 Holland 等[22]则用遗传分类器系统构成一个小型的复杂系统而建立 Agent 的内部模型；Edmonds 和 Moss[83]用遗传编程建立 Agent 模型。

2.3.2 Agent 之间的交互

现实经济系统是由人构成的，人和人相互的交往和互动才构成了复杂的经济。同样的道理，在虚拟的人工经济系统中，Agent 之间的交互才能够构成复杂的虚拟经济动态。因此 Agent 间的交互也就必然成为了 ACE 建模中的关键问题。

2.3.2.1 交互方式

目前，如果按照交互方式来划分，我们可以把 Agent 的交互分为三类：直接交流、直接交互以及间接交互三类，下面分别进行论述。

2.3.2.1.1 直接交流

这种交流方法允许两个 Agent 进行直接的通信。这些通信信息可以反过来影响每个 Agent 的内部状态和行为。目前，运用多 Agent 方法研究语言的产生就是采用了这种方法 [84]。

人们把两个 Agent 之间传递的抽象信号比喻成虚拟世界里面的信息，这些信号会在不同的 Agent 之中形成聚集而生成某种概念或者文化。

英国生物学家道金斯曾把文化中的基因称为 MEME，那么 Agent 之间的交流就可以看作是一种 MEME 的不断复制、传播、变异的过程。在 ACE 研究中，人们可以对 MEME 进行直接建模，例如用一长串 01 字符表示某一种 MEME，然后研究这些 MEME 在 Agent 之间的传播规律 [85]。

2.3.2.1.2 直接交互

Agent 之间的直接交互就是一个 Agent 所做出的动作可以直接造成另一个 Agent 的状态改变，从而导致它的行为改变。交互与交流最大的区别就是交互是 Agent 通过自己“身体”做出的行动或者选择来影响其它 Agent，而交流则是用 Agent 心智内部的符号串作为抽象的通讯信息而直接影响其它 Agent。简单说，交流是一种“心与心的沟通”，而交互则是“身体与身体”之间的互动。

如何规定 Agent 通过不同行动完成互动？答案是设定不同的博弈规则。也就是说，让两个或者多个 Agent 一起进行一个固定结构的博弈。与传统的博弈论不同，ACE 关心的不再是博弈中的均衡解，而是把博弈看作一种游戏的规则，不同的 Agent 必须在规则之下完成互动。

2.3.2.1.3 间接交互

间接交互是指 Agent 之间并不发生实质的交互或者通信，然而 Agent 却可以以环境为媒介进行间接的交互。

Agent 所面对的环境也分为两种情况，一种是局部的环境，另一种是全局的宏观环境。在局部环境情况下，Agent 仅仅能够跟它相邻的局部环境交互，然而多个 Agent 可以通过中间的环境媒介完成间接的交互作用。最显著的例子是人工蚂蚁觅食的仿真研究[86]，其中蚂蚁 Agent 之间并不需要直接的通信发生交互，然而每个蚂蚁可以通过播撒信息素完成与环境的作用，同时信息素又会吸引其他的觅食蚂蚁。作为蚁群整体，蚁群能够找到食物的最佳搬运路径，图 2-7 表示了这种作用关系：

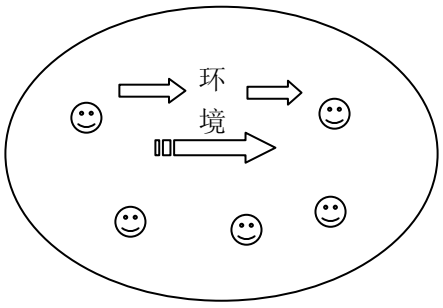


图 2-7 Agent 之间的局部间接交互

另外一种环境是全局宏观环境。也就是说每个 Agent 的行为整体决定了某种全局宏观环境的属性，反过来这个宏观的环境又可以影响每个 Agent，图 2-8 表达了这样的交互关系。

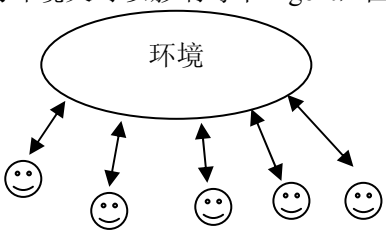


图 2-8 Agent 用全局宏观环境为媒介的间接交互

Arthur 和 Holland 的人工股市模型就是属于这种交互关系[22]。在该模型中，每个股票交

易者的动态决定了整个股市股票价格的走势；另一方面整体的股票价格又决定了每个 Agent 的预测和决策。这样 Agent 系统就构成了一个封闭的协同进化系统。

2.3.2.2 拓扑结构

无论是 Agent 的直接交流、直接交互还是间接交互，Agent 都要按照一定的逻辑先后次序完成交互，这就是交互的拓扑结构。在 ACE 中，人们通常使用两种拓扑结构，下面分别进行介绍：

2.3.2.2.1 细胞自动机

所有的 Agent 都排列在一个一维或者二维的方格世界中，只有在方格世界中相邻的 Agent 才能进行交互。如图 2-9 所示为一个一维细胞自动机[87]：



图 2-9：一维细胞自动机

其中黑色的方格为当前的 Agent 所在的位置，那么它仅仅能够与灰色的邻居方格内的 Agent 进行交互。例如，Axelrod 的政治角色涌现模型就是一个一维的细胞自动机。

在 ACE 仿真中，人们更多的使用二维细胞自动机为拓扑结构。这类拓扑结构可以方便的把系统的仿真动态在计算机屏幕上表示出来。Sugarscape 就是一个典型的二维细胞自动机交互模型。

2.3.2.2.2 网络模型

网络模型是指 Agent 活动的空间是一个复杂的网络[29]。一般每个 Agent 都可以分布在网络的一个顶点上，而用连线相连的顶点才被认为是相邻的。也就是说只有通过边互连的两个网络节点才能发生相互作用。如图 2-10 所示为一个网络：

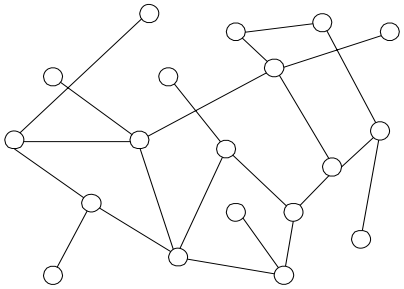


图 2-10：复杂交互网络

网络拓扑结构具有高度抽象性。事实上，前面介绍的细胞自动机拓扑结构可以被看作是一种特殊的网络结构。比如一维的细胞自动机就与图 2-11 的网络结构等价。

其中，每个节点就是一个细胞自动机中的方格，连线表示两个方格相邻。可以证明，任意一定维数的空间结构都等价于一种网络结构[88]。

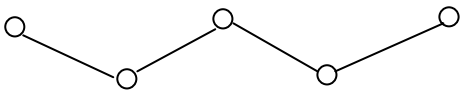


图 2-11 细胞自动机等价网络

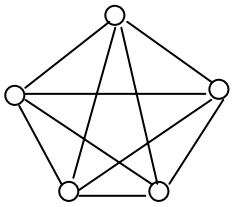


图 2-12 全互联网络

第二种常用的网络结构是全互联的网络，例如图 2-12。也就是说，一个 Agent 可以和所有的 Agent 交互。Axelrod [28]的囚徒困境博弈试验就是在这样一个全互联的网络上进行的。细胞自动机方式的交互结构体现了一种局部作用的特点，也就是说某种信息需要由多个 Agent 之间的交互才能完成传递。另外，每个 Agent 仅仅具有固定数目的邻居。而在全互联的结构中，因为任意两个节点都是相邻的，所以信息可以直接从一个 Agent 传递到另一个 Agent，即所有的 Agent 全部是相邻的。然而更多的网络结构则是介于这二者之间的。

小世界网络是 Watts 和 Strogatz 等人提出的一种网络结构，它与人类的人际关系网络、信息网络、Internet 网络等等具有类似的拓扑结构，尤其是统计特性非常相近 [29]。小世界网络具有较高的平均聚集程度和较小的平均最短距离，也就是说在该网络中，大部分节点都聚集到小部分的团块上，而任意两点之间的连通距离都尽可能的小。这使得整个网络都紧密联系形成一个“小世界”。我们可以画出小世界网络和规则网络以及随机网络的拓扑结构对比（图 2-13）。

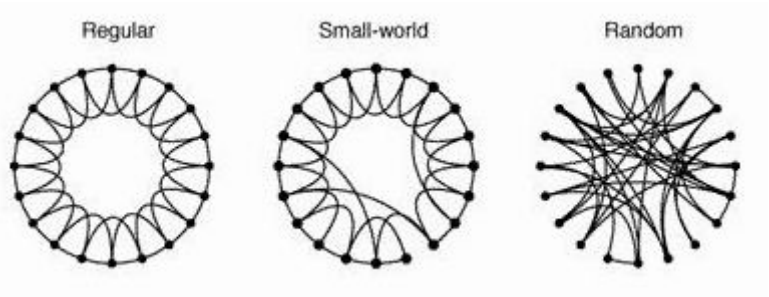


图 2-13 随机网络、秩序网络和小世界网络

小世界网络是一种介于完全规则的网络和完全随机的网络之间的情况。正是由于小世界网络与人际关系网络以及信息网络具有很强的相似性，所以研究在小世界网络上的 Agent 交互行为具有更加现实的意义。例如，文献[89]讨论了 SARS 病毒在小世界网络上的传播特性。

2.3.3 ACE 模型的涌现结果分析

ACE 建模的主要目标在于用计算机模型去理解现实经济系统的一般规律。虽然 ACE 模型中的涌现现象可以很好的说明现实世界，但是单纯一味的追求涌现并不是我们的最终目的，我们还必须要用各种技术手段对这些涌现结果进行分析、理解。所以，ACE 模型的一个关键技术问题就是如何对模型的涌现结果进行分析和整理。

与以往的经济学模型不同，ACE 模型的主要特点就是运用计算机中生成的经济系统的复杂性去应对现实经济系统的复杂性。也就是说，ACE 模型本身是一个复杂的模型，我们必须开发精巧的分析方法手段来对模型本身的复杂性进行分析。目前，人们常用的 ACE 涌现结果分析方法主要包括个体规则分析、时间序列统计分析、涌现图形动画的观察与分析等方法以及一些其它的特殊分析方法。下面分别进行介绍。

2.3.3.1 个体行为分析

如果采用适应型 Agent 进行 ACE 建模，那么 Agent 个体的行为规则就会因为不断地适应与学习而发生变化。因为个体必须调整自己的行为规则以适应多变的 ACE 环境，所以个体 Agent 行为的变化就反映了系统整体的变化趋势。

我们可以将个体的行为以及适应性规则抽取出来进行分析，从而获知系统整体的进化趋势。例如如果单个 Agent 采用分类器系统建模，我们就可以通过打印出所有的 Agent 分类器规则来理解 Agent 在特殊的环境下会采取什么样的行为。

但是这种方法并不总是有效的。一方面，有些 Agent 建模方法不具备外显的规则，例如人工神经网络就很难在与外界环境隔离的情况下显示出它的行为。另外，由于系统存在着大量的个体，而且每个个体都在每个仿真周期进行着适应性变化，所以对每个 Agent 在每个时刻都进行规则抽取具有很大的难度。

2.3.3.2 时间序列分析

由于 ACE 模拟了一个经济系统，所以这个经济系统就会经历完全独特的发展历史，把这些历史用数据表示出来，ACE 模型就能输出若干时间序列。我们可以仿照分析现实经济系统时间序列的方法来分析 ACE 模型生成的时间序列，从而理解 ACE 模型本身的涌现规律。

首先，我们可以采取某个指标来考察 ACE 模型，例如 GDP、某产品的价格等等，然后在每个仿真周期，都把该指标作为一个数据进行输出。最后长时间的模型运行就会生成一个时间序列。从这个时间序列上，我们能够读出 ACE 模型的发展趋势、周期状况等等。

时间序列方法不仅可以用来分析 ACE 模型整体系统，还可以用它来分析单个个体的某状态、指标随时间变化的趋势。

2.3.3.3 图形动画演示方法

在 ACE 模型中，有很多属性或者规律都很难用数学描述、抽象，甚至很难用语言进行描述。这些定性属性或规律恰恰是 ACE 模型方法优于传统简单分析方法的特点所在。虽然我们无法描述 ACE 模型中的这些定性规律或属性，但是它们却可以被我们用图形动画的方式观察到。

但是，这种演示方法也仅仅局限在具有图形展示界面的 ACE 系统中。对于大量不具备图形展示界面的 ACE 系统，我们可以通过某种人为地手段把模型隐含的变化规律和变量之间的关系展示成图形动画的方式。利用图形动画演示方法的直观、形象的特点，我们可以展示、表达经济复杂系统中的定性知识。

2.3.3.4 其它方法

由于 ACE 模型本身就是一个复杂而庞大的客观实体，它所蕴含的规律和知识有很多是我们无法一下子就能观察出来的，所以我们非常有必要开发各种独特的涌现结果分析方法。可以说，普遍应用在现实经济系统中的一切分析方法都可以用于 ACE 模型系统分析中。例如在 Sugarscape 中，作者就用了从基尼系数、洛伦茨曲线到网络动态分析和总需求供给曲线分析等大量的经济学研究方法，并得出了丰富的结论。我们可以把 ACE 模型和各种分析方法的关系形象的用图 2-14 表示：

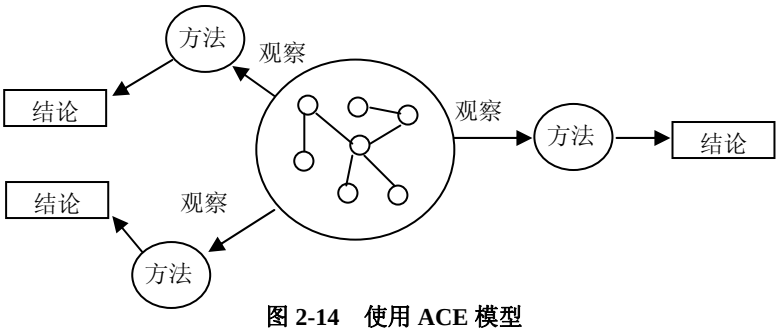


图 2-14　使用 ACE 模型

总之，ACE 模型本身是一个复杂的系统整体，它好比是一个存在于高维度空间的几何体。而每一种方式的观察与分析就好比是把这个高维空间中的几何体投影到一个低维的、能够观察分析的空间中。所以，对这个高维几何体的投影方式可能有无数种，每一种都仅仅能反映模型的部分属性。但是通过这种高维到低维的投影，我们可以进一步理解 ACE 整体。

2.4 本章小结

本章首先论证了经济系统是一个复杂适应系统，因而可以用基于 Agent 的计算机模拟方法来研究，这是 ACE 方法的理论基础。

接下来，本章主要针对 ACE 建模关键技术给与具体的论述，把关键技术分成：Agent 模型的建立、Agent 之间的交互以及涌现结果的分析这三个方面。在后续的章节，我们将紧紧围绕着这三个方面进一步展开论述。

为了使得论述更加充实，我们使用了一个自主开发的 ACE 模型：人工经济模型（Artificial Economy Model，AEM），围绕着该模型实例对建模技术的三个关键问题进一步详细讨论。因此，到下一章，全文将展开另一条线索，也就是 AEM 模型。这条线索一直到第 7 章才重新收回，转而进一步总结 ACE 建模方法。

3 人工经济模型(AEM)

上一章我们已经把 ACE 建模中的关键技术分成了三个问题，并进行了大致的介绍。后续章节我们将会围绕这三个问题进行更加具体的分析。然而，为了更加充实、具体的讨论问题，我们将选择一个具体的 ACE 模型作为实例。这就是本文提出的一个由笔者自主开发的 ACE 模型：人工经济模型（Artificial Economy Model，AEM）。从本章开始一直到第 6 章，我们将展开另一条线索，从建模技术和涌现结果及其分析这两大部分具体分析 AEM 这个 ACE 系统的实例。为了后面章节讨论的方便，我们有必要安排这一章对 AEM 进行总体论述。

3.1 背景分析

为了展示 ACE 建模方法和它的有效性，我们设计了一个具体的人工经济模型 AEM。这个模型设计的目的并不是想对某个现实的经济系统进行仿真，而是想探讨最初的仅有物物交换的经济是如何自下而上的起源并发展起来的。进一步，我们还想利用该模型对一些经济系统中普遍存在的现象，包括社会分工、均衡价格以及市场的形成和商品流通进行讨论。

在明确了建模目的以后，我们需要观察现实经济系统，从而找出什么是我们需要考虑的本质因素，什么又是我们必须过滤掉的信息。人类经济本质的构成就是供给、需求和交换这三个因素。当然，我们可以像新古典经济学一样建立需求函数和生产函数模型来反映 Agent 的需求和供给，但是在 AEM 中，我们使用了一种更加自然的涌现方法避开了对需求供给函数的硬性建模规定。

考虑到人类都需要资源，这里资源可以是食物、水，它是每个人维持生存的基础。由于各种活动总要消耗资源，所以每时每刻人们都需要新资源的供给以便维持自身的生存，这便是人对资源的原始需求。

另一方面，每个人天生并不具备资源，人们总要尽可能的探索外部世界而获得新的资源。我们可以把这种资源的探索、开发的过程看作是人类对资源的最简单最原始的生产过程，这也就形成了资源的供给。

有了供给与需求还不能构成经济，人们还需要完成交换。在现实世界中，人对资源的需求是多方面的，人既需要食物又需要衣服，这样有的人可能拥有大量的食物，而另一些人拥有大量的衣服，而当两个人按照一定比例交换食物和衣服之后双方都能获得更大的好处，这就使得两个人具有了交换的冲动。

不难看出，我们完全可以把上述过程抽象成计算机代码。首先，我们在 AEM 中设计了两种资源：糖和香料，Agent 每时每刻都需要消耗这两种资源，当资源消耗光了 Agent 就会死去，也就是说这两种资源都是必需品。这就自然实现了 Agent 对资源的需求。另外，Agent 还可以四处游走进行资源的开发活动，这就为资源的供给提供了可能。最后，我们将设计交易规则让 Agent 实现糖和香料的交换。正是需求、供给和交换这三个主要因素使得我们可以设计一个最小的经济系统。

下面，我们将进一步具体讨论 AEM 模型。

3.2 AEM

AEM 是一个计算机中的虚拟经济系统。它具有一个二维网格环境，上面分布了两种不同的资源：糖和香料。有多个智能主体（Agent）可以在这个网格环境中自由移动，并通过

自主的决策、学习、进化适应它们所在的环境。

3.2.1 环境

AEM 的环境是一个 400*400=160000 个网格构成的虚拟空间，在这个空间上分布着两种资源：“糖”和“香料”（Sugar 和 Spice，沿用文献[23]中的基本设定），它们都是必需品。每个方格都至少可以用三个状态来表示：0 表示空格，1 表示当前方格含有糖资源，2 表示当前方格含有香料资源。网格空间的边界是周期的，也就是说网格环境的左边缘与右边缘相邻，上边缘与下边缘相邻。仿真世界可以以离散的时间步方式不停的演化。在每个仿真周期中，系统会循环所有的元素，让它们完成独立的运算，因而对于每个元素来说，系统的运作是并行的。

在网格空间上分布着糖和香料两种资源。我们假设在每个方格中的资源都具有一定的资源含量。在计算机中，我们可以用一个五元组来表示一单元资源：

$$res =< x, y, level, type, capacity > \tag{3-1}$$

其中，*x,y* 都是整数分别表示在网格世界中的位置，*level* 是一个整数为当前资源的含量，*type* 表示资源的类型， 0 表示糖，1 表示香料。*capacity* 为当前资源点的最大资源含量，该数值与资源的再生有关。初始时刻，所有的糖资源和香料资源都分布在两个不相交的圆区域内。并且资源的最大含量 *capacity* 随着该点到圆中心的距离增大而减少。假设初始时刻所有资源点的资源都达到了最大含量，并且我们用不同的灰度来表示不同点的资源含量，那么下面的图就表示了初始资源的一种分布：

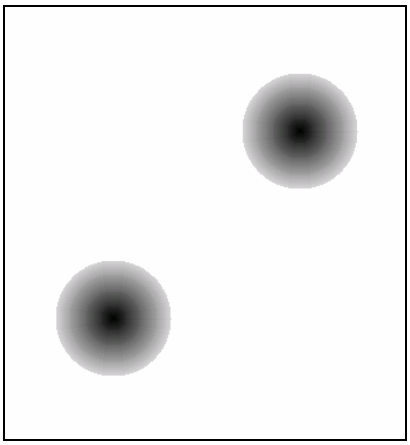


图 3-1 初始时刻糖和香料的分布

其中左下角分布的是香料，右上角分布的是糖。由于大量的 Agent 会在虚拟世界中移动收集各种资源，所以每个资源点就有可能被 Agent 吃掉。系统会按照一定的概率 μ 生长新的资源，也就是说资源是可再生的。我们假设，资源再生的位置仍然是该单元资源初始分布的位置，并且每次再生都会让该单元资源增长一定的含量 α ，但增长后的资源含量不能超过最大值 *capacity*。也就是说，资源再生遵循下列方程：

$$level = \begin{cases} level + \alpha & if\ \ level + \alpha < capacity \\ capacity & if\ \ level + \alpha \geq capacity \end{cases} \tag{3-2}$$

有了资源的再生，系统就会平均每隔 $1/\mu$ 个单位时间往系统中注入新的资源。

3.2.2 Agent 模型

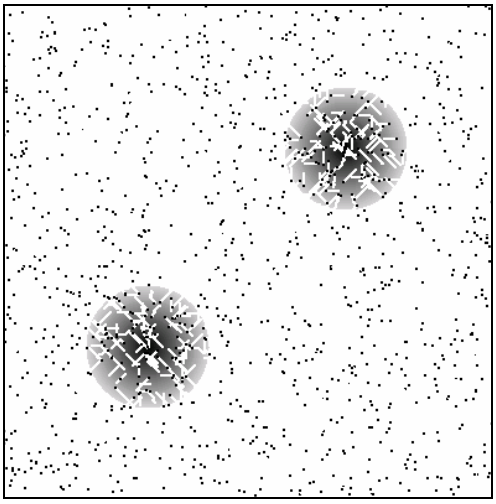


图 3-2 随机布满了 Agent

在 AEM 之中有大量的 Agent 在不停的移动、交互，这些 Agent（用图 3-2 中的黑点表示）可以看作是人的计算机模型。每个 Agent 都具有很多客观的物理属性，我们可以把这些物理属性的集合体看作是 Agent 的身体模型。另一方面，每个 Agent 都会根据外界的输入信息完成自己的决策，并且能够通过决策的行动来影响外界环境并与其它的 Agent 交互，所以每个 Agent 都是一个具有自主能力的智能主体。

在 AEM 中，我们用人元模型来对 Agent 进行建模，它主要分为客元和主元两部分。客元是一组描述 Agent 客观、物理属性的变量集合，主要包括 Agent 的位置坐标*(x,y)*，Agent 的视力半径 *r*，当前时刻拥有每种资源的含量 w_1,w_2，Agent 当前的能量值 *Ene*，以及 Agent 对每种资源的新陈代谢率 m_1,m_2 等。每个 Agent 都包含一个能量含量 *Ene* 来表示它的活力状态。在任意时刻，无论 Agent 选择什么样的行动，系统都会根据 Agent 的行动确定它的能量消耗。如果 Agent 通过移动能够与一单元资源（糖或者香料）相遇，那么 Agent 就会收集这个单元资源，同时相应的变量 w_1 或 w_2 就会得到更新。每一时刻，Agent 还会根据新陈代谢率 m_1 和 m_2 完成从拥有的资源到能量的转化过程，从而使得 Agent 的能量值增加。当 Agent 消耗完所有的能量，它就会死去，因而被系统删除。总之每个周期 Agent 既可能获得资源，把资源转化成能量，又有可能通过不同的行动消耗不同水平的能量，所有这种从资源到能量的转化，以及不同动作决定能量的消耗的过程我们称之为 Agent 的物理模型。Agent 的客观属性参数集合和物理模型一起构成了 Agent 作为一个虚拟世界中的物理客体的特性，因而我们称其为 Agent 的客元。

主元部分就是一个能完成自主决策的决策器，它的作用主要是根据输入信息进行决策并给出行动输出。由于不同行动的输出可能会使得 Agent 损失不同的能量，反过来不同的行动还有可能导致 Agent 获得更多的资源，因而有可能转化成更多的能量。所以每时每刻 Agent 都要进行两难的决策而选择如何行动。这种决策活动体现为 Agent 的主观能动性质，因而我们把与 Agent 决策有关的主观状态及其过程称为 Agent 的主元。

具体，在任意一个时刻 Agent 都处在虚拟世界中的一个位置*(x,y)*，并且 Agent 会观察到半径为 *r* 的正方形区域内的方格状态，如图 3-3：

图中圆圈表示当前 Agent 所在的位置，灰色的区域表示 Agent 所能观察到的范围，我们称这个区域为 Agent 的邻域。如果在当前 Agent 的邻域内还有其它的 Agent，那么这些 Agent 就称为当前 Agent 的邻居。

根据这个区域内的世界状态信息，Agent 会完成一系列的运算，并且最终决定怎样在虚

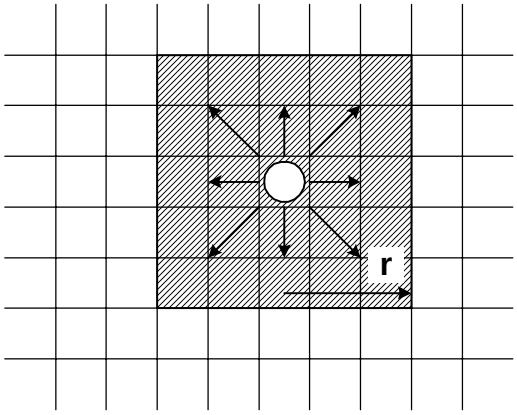


图 3-3 Agent 的视觉范围及其活动范围

拟世界中移动，或者怎样与其它的邻居完成交互。这个运算的过程就是 Agent 的决策。

每个时刻，Agent 仅仅能够移动到它相邻的上、下、左、右、左上、右上、左下、右下这八个方格之中的其中之一。也就是说我们假定 Agent 的移动范围要小于它能够观察到的范围。这样规定一方面有利于我们的建模分析，同时也比较符合现实。通常，人们所能获取到信息的能力和数量要远远大于它们向外界的输出或影响。虽然 Agent 的动作被限制在了简单的 8 种移动之中，但是 Agent 会通过复杂的动作组合而呈现出各种复杂的行为。

同时，每个 Agent 会与它相邻的 Agent 完成交互。在 AEM 中，我们主要探讨 Agent 之间的商品交换。也就是当 Agent 与某一个 Agent 相遇的时候，当前 Agent 就有可能利用自己手头上的资源（物品）与相邻 Agent 的资源（物品）交换，交换的物品数量和比例则是双方通过协商决定的。决策器还具有自我学习的功能，从而 Agent 会根据与环境、与其它 Agent 不断交互的历史来动态修改自身的决策规则和策略。

总结起来，每个仿真周期中 Agent 首先会根据外界的输入信息决策应该怎样行动。然后物理模型决定这种行动会怎样更新 Agent 的能量水平、糖和香料的资源水平。Agent 根据输入信息选择行动的过程是一个复杂的具有学习能力的决策过程。

3.2.3 涌现规律的分析

ACE 建模过程中的一个非常重要的环节就是模型中涌现规律分析。在 AEM 模型中，我们将主要采用六种方法来完成这一步骤，它们是个体规则分析、历史数据的统计分析、图形动画的展示、局域分析法、网络分析与资源传播试验。

在这个最简单的经济模型中，每个能够适应进化的 Agent 是如何自发形成社会分工的？我们可以通过观察单个 Agent 的适应性演化的决策规则来考察这种社会分工现象。

AEM 模型模拟了一个小型的经济系统，因而随着运行，系统会不断产生各种数据，这些数据会形成不同的时间序列。我们可以通过分析这些时间序列来获取有关系统整体的涌现规律。例如，当 Agent 之间进行物品交换的时候，我们可以通过糖换取香料的平均比例来分析糖资源的价格波动。

另外一种重要的方法是通过 AEM 图形动画获得模型世界中动态规律的掌握。这些涌现规律往往是定性的，很难用传统的数学、统计方法进行量化表示的。比如 AEM 中经济组织的出现是由大量 Agent 个体聚集成群而完成的，而每个组织都是一个通过更换 Agent 个体而不停新陈代谢的高层次个体，因而我们除了采用图形动画观察方法之外，很难明确指出究竟什么是 AEM 模型中的组织。所以对图形动画的观察和展示可以帮助我们获得对人工经济的定性涌现规律的把握。

3.3 AEM 的特征

前面已经叙述了 AEM 的基本设定，然而从这些设定规则中，我们虽能对 AEM 进行整体的了解，但是对一些隐藏在模型设定中的细节并不能得到很好的理解，下面我们就主要对这些特点进行讨论。

3.3.1 模型中的内生因素

在 AEM 的基本设定中，有多个因素是模型内生的。这主要包括：

3.3.1.1 内生的适应度

在一般的进化系统中，人们总是需要给进化中的种群制定一种适应度函数[61]才能让系统进化起来。适应度函数的本质就是对种群中的每个个体的好坏进行评价，当进化发生的时候，系统淘汰具有较小适应度的个体，而让具有较大适应度的个体得到更高概率的繁殖。虽然外生的适应度函数可以简化对个体的评价过程，但是它在很大程度上不能摆脱建模者的主观性。而现实中的大自然是不存在着绝对的适应度函数的，因此一种隐含的、内生的适应度函数对人工进化系统来说是非常有意义的[90]。

在 AEM 中，我们没有采用明显的适应度函数来评价每一个 Agent，然而采用能量的概念，我们使得进化可以自然的发生。也就是说，能量其实可以看作是一种隐含的、内生的适应度函数。因为一旦 Agent 消耗完它所有的能量就会死去。因此，Agent 的死亡并不是人为的一种硬性的选择方式，而是每个 Agent 运行结果的自然体现。

能量越多的 Agent 自然能够维持越长的寿命，但这不是一个绝对的评价标准。因为很有可能在当前时刻拥有很多能量的 Agent 由于没有在后续的过程中完成科学的决策，从而很快地损失了大量的能量，这也会导致该 Agent 快速走向死亡。

在后文的研究中，虽然我们为了加速 Agent 的进化过程从而提出了人工繁殖的方法，在该方法中用到了显式的适应度函数，但是该函数仍然以 Agent 的能量为基础，同时它仅仅对 Agent 的繁殖操作起影响，而对淘汰 Agent 的操作并不起作用。因此，这种人工设置的适应度函数对模型起到的作用还是比较微弱的。另一方面，我们还考察了 Agent 自我繁殖的规则，在这种情况下，适应度函数不再存在，因而具有自我繁殖能力的 Agent 进行着更加自由的进化。

3.3.1.2 内生的需求

传统经济学中用效用函数来建立人们对不同物品的需求。一种物品组合给人带来的效用越大，人就对这种商品组合越需求[91]。但是效用函数的具体形式却是建模者事先输入到模型中的，因而是一种外生的变量。

在 AEM 模型中，每个 Agent 都需要用糖和香料来完成新陈代谢从而共同生成能量来维持自己的生存。如果某个 Agent 没有了能量就会死去，虽然我们没有显含的建立模型告诉 Agent 必须不停的追逐更多的资源以获取能量，但是由于不会追逐能量的 Agent 会被自然选择淘汰掉，因而对能量的需求就会被系统逐渐进化出来。

既然 Agent 对能量是隐含的内生需求的，那么 Agent 自然对糖和香料两种资源也会生出需求来。并且对香料和糖的需求量也是内生的。由于 Agent 将资源转化成能量是跟这种资源的新陈代谢率有关的，所以，Agent 就会对两种资源产生内生的不同偏好。例如某个 Agent 对糖的新陈代谢率 m_1 远远大于它对香料的新陈代谢率 m_2，那么很显然，它对糖的需求就远远大于对香料的需求。这就自然产生一种动力使得 Agent 要尽量去寻找糖资源，或者用自己

的香料资源去换取糖资源。

3.3.1.3 内生的供给

一方面，AEM 可以内生出 Agent 的需求，另一方面，由于 Agent 可以不断的采集糖和香料资源，因而它们能够不断的生产资源从而内生资源的供给。

但是由于糖资源地和香料资源地分出在仿真环境中的两个不同区域，这样，对这两种资源的供给就会形成地域上的和时域上的差异。也就是说，在靠近糖资源的地段，糖的供给量相对多一些，而在靠近香料的地方，糖的供给量就会明显少一些而且香料的供给量就会明显多一些。由于糖和香料的再生完全是一种随机的行为，这就可能造成在某个时刻，整体对香料或者糖的供给量卓然增加或者降低。

3.3.1.4 内生的风险

对于某个 Agent 来说，如果它要获取糖资源，就必须移动到糖资源附近，而移动是需要消耗能量的，因此，每当 Agent 做出决策去寻找糖或者香料的时候就意味着它要担当一定的风险。很有可能在 Agent 移动到资源地之前就已经因为移动而消耗掉了所有的能量，从而导致死亡。反过来，如果 Agent 不去远行获得能量，而只是停留在一个地方，那么它虽然可以降低消耗过多能量的风险，但是由于它有可能很快消耗掉糖资源，而维持新陈代谢产生能量是对两种资源同时都不能少的，所以，它有可能不能再获得糖资源的补充从而导致无法进行新陈代谢也就无法生成新的能量，从而最后死去。也就是说，Agent 必须在眼前获得的利益和未来充满风险的利益之间进行两难的决策。

实际上，每个 Agent 都必须能够有效的适应环境，预测未来才能够尽量降低它们的风险，因此 Agent 需要聪明的感知自己所处的位置以及状态，并且在适当的时间做出适当的决策才能够更好的获得生存。所以为了适应环境，为了更好的生存，Agent 必须进化得越来越聪明。

3.3.1.5 内生的交易费用

交易费用也是 AEM 中的一个内生的隐含因素。由于每个 Agent 在进行交易的时候都必须先要找到一个相邻的 Agent，所以他不得不通过消耗一定的能量来寻找 Agent 聚集的地方。其次，在我们设计的交易算法中，由于信息不对称，欺诈行为会阻碍交易的公平发生，因此交易者在交易的时候必须要付出一定的代价。这种代价就可以被看作是一种交易费用。所以，Agent 必须在交易或者自己生产自己消费这样的自给自足的模式之间进行巧妙的两难决策。而这种交易费用的产生也是隐含在模型之中的，因而也是一种内生的因素。

以上叙述的各种内生因素都是从微观的角度来分析的，模型还有很多宏观的内生因素，这些宏观的内生因素都可以被我们看作是模型的涌现属性，因此，我们将把涌现属性放到后续章节探讨。

3.3.2 模型的可进化性

AEM 是一个人工设计的进化系统，因此它的可进化性成为了衡量该模型好坏的一个重要标准之一。虽然 AEM 设计的雏形来源于 Sugarscape 系统，但是，AEM 最大的特点就是在于 AEM 是一个进化系统，每个 Agent 都可以不停的变化从而更好的适应环境，而 Sugarscape 则仅仅是一个规则系统。

AEM 的可进化性最主要体现在 Agent 的策略选择上。也就是说，Agent 在什么情况下

选择什么策略完全是 Agent 自发进化出来的结果，我们没有进行人为的干预和限制。Agent 通过不断的学习、试错最终能够自己发现适应和谋生的方式。

另外，Agent 的一些描述它的物理模型的参数也是可进化的，例如 Agent 的视力范围、新陈代谢率等等，这就使得系统整体具有更大的可变化性和可选择性。

Agent 的可学习性也使得整个系统更加充满了变化性和不确定性，也为整体的可进化性贡献了一定的力量。

3.3.3 模型的平衡性

自然和社会是一种平衡的系统。也就是说系统中的各个力量配置刚好达到了一种恰到好处的状态，使得系统的发展是相对稳定而均匀的[92]。这里所说的平衡不是一种静止的均衡状态，而是一种动态的、变化之中的平衡。因此，系统的平衡总是能够被一些微小的干扰因素打破，同时又能够在系统刚好偏离平衡态的时候把它拉回平衡的原点，从而使得万事万物能够渐渐的稳步的发展下去。人工系统也需要这种平衡性。因为如果一个人工系统设计得不平衡，那么就有可能使得系统中的某个因素或者力量占据了绝对优势，从而导致系统处于僵死的状态中，而不会再涌现出新奇的结果。

AEM 系统具有一定的平衡性。首先，AEM 中的环境是一个空间上的平衡系统。这主要体现在糖和香料处于两个对称的分离位置上，这种配置使得资源系统是平衡的。

其次，AEM 的环境是一个时间上的平衡系统。这主要体现在资源可以被 Agent 消耗，同时，资源又可以被系统无条件的再生。资源的消耗和资源的再生之间必须保持一种相对稳定的平衡关系才能使得系统在恰到好处的基本设置中得到不停的增长。

最后，各个 Agent 面临的多重的两难选择困境使得多个 Agent 之间形成了一种力量平衡的状态。如果某个 Agent 拥有大量的糖资源这并不意味着它同样可以拥有大量的香料资源，Agent 可以停留在一个地方减少能量消耗，但是这同时意味着他没有机会获得更多的资源转化成能量。Agent 可以在不同的策略之中进行选择，然而没有哪一种策略是绝对最好的策略，它必须根据不同的环境而不停的变化自己的策略。总而言之，AEM 的基本规则的平衡性保证了一个超级的 Agent 个体是不存在的。

3.3.4 与一般均衡模型的比较

与新古典经济学的一般均衡模型[91]相比，AEM 也同样考虑了一些简单的因素：交易者、生产、消费等构成经济系统的最基本条件。然而，仍然存在着很多的不同，这主要包括：

3.3.4.1 局部信息与全局信息

首先，一般均衡理论需要一个了解全部市场信息的拍卖者，他根据买方和卖方的所有信息而确定最终价格。然而，AEM 中并不存在这种处于绝对中心地位的拍卖者，每个 Agent 只能感受到它周围的局部信息，但是并不能获得交易对象的确切内部信息。

3.3.4.2 适应与最优

其次，一般均衡理论对 Agent 的建模相当于是寻求最优化的个体。而 AEM 中的 Agent 并不寻求最优化，而是能够不断地适应和学习。这样，不能使自己利益增加的个体并不需要外在的力量来仲裁，而是依靠自然选择来学习。也就是说，AEM 中的 Agent 并没有一个明确的目标来追求利益最大化，它只是无目的地按照自己的决策规则不断地做出决策并行动来逐渐适应环境。

3.3.4.3 动态过程与静态均衡

再次，一般均衡理论关心的是一个最终的静态概念，而 AEM 关心的是整个市场发展的模型和复杂动态。这就导致了这两种理论在建模方法上的不同。因为，AEM 中的 Agent 并不局限于最后的均衡状态，而是能够不断变化以适应环境的过程。

另外，AEM 中的资源仅是糖和香料两种，并且这两种都是必需品资源，而一般均衡理论中的交换物品是多个。AEM 下一步的发展将主要把精力集中到多个物品的生产、消费和交易上。

3.4 本章小结

本章提出了 AEM，这是一个简单、纯粹的最小经济系统模型。它从资源、主体和交换三个方面抓住了经济的本质属性。虽然该模型源于 Sugarscape 模型，但是最主要的创新点就在于该系统的可进化性，因为 Agent 采用了适应性的算法，而不是人为预设的规则，这就让本模型具有了更大的进化能力。另外，AEM 还具有内生适应度、需求、供给、风险以及交易费用等特点，并且最后关注的问题与以往的模型也有很大的不同。除了通常 ACE 模型普遍关注的价格波动、社会分工等问题以外，该模型还可以探讨交易市场的自下而上的形成，特别是 AEM 中的流现象等问题。本模型的提出为后续章节作好了铺垫，可以为 ACE 方法和建模技术的讨论提供详细的实际支持。

4 适应性的 Agent 模型

ACE 建模中的关键技术问题之一就是对 Agent 模型的选择和构建。这主要包括如何设计 Agent 所遵循的规则，以及如何让这些规则体现出 Agent 的某种适应和智能特性。本章将具体讨论建立 Agent 模型的技术，其中包括基于人元的 Agent 模型，以及基于 CRA(Classifiers Rules Actions)结构的决策模型，运用这两种技术我们将能够建造出一般的 ACE 中的 Agent 模型。同时，为了讨论更加充实，我们结合 AEM 论证了如何在具体的模拟系统中使用这两种技术。

4.1 基于人元的 Agent 模型

人们普遍认为 Agent 就是一个具有自主性、学习性和适应性的人工智能程序 [17]。然而，与人工智能中的 Agent 不同的是，ACE 中的 Agent 模型更加关心的是对现实经济主体的模拟。因此，Agent 将不仅能够完成自主的决策，而且还应具有一般的物理属性和客观运作规律。因此在 AEM 中，笔者提出了基于人元模型的 Agent 模型。

4.1.1 人元模型

人元模型是张江等[93]在物元模型 [94]的基础上，提出的一种描述人的模型[95]。首先，人元模型由描述人的客观属性物元 O（简称客元）与描述人的主观愿望的物元 S（简称主元）构成，它可以写成：

$$P=(O,S)\overset{或}{=}O\vec{i}+S\vec{j}\overset{或}{=}\begin{pmatrix} N_o & C_{O1} & U_{O1} \\ & C_{O2} & U_{O2} \\ & \vdots & \vdots \\ & C_{On} & U_{On} \end{pmatrix}\vec{i}+\begin{pmatrix} N_S & C_{S1} & U_{S1} \\ & C_{S2} & U_{S2} \\ & \vdots & \vdots \\ & C_{Sn} & U_{Sn} \end{pmatrix}\vec{j} \qquad (4\text{-}1)$$

其中 O 被称为客元，描述了人的客观属性，它是一个物元，C_{O1}，C_{O2}……C_{on} 为描述人客观属性的特征，如某人的身高、年龄、性格等；S 也是一个物元被称为主元，描述了人的主观看法、思维。N_S 为人脑中想象的某物（可以是真实的或虚构的），C_{S1}，C_{S2}……C_{Sm} 为此人认为事物 N_S 具备的特征，U_{S1}，U_{S2}……U_{Sm} 为此人认为事物 N_S 中对应特征的量值。

人元把人分成了客观属性和主观属性两个部分。客观属性就是把人当作一个物来看待的时候，他（她）所呈现出的特征。一般人的客观属性有很多，包括身高、体重、性别甚至性格特征、脾气秉性等。而主观属性部分则表现了人对外在事物的看法、表现，它体现了人的主观能动性，也就是人能够主动的影响外界。

人元模型从本质上等同于 Agent 思想，都是力图用模型化的语言来描述人。Agent 区别于一般的计算机程序的最主要特点就在于 Agent 具有主动性；同样，人元模型的本质思想就是在于把人看作是主观与客观属性的结合。

目前在 ACE 应用中的 Agent 模型大多具有主观和客观两类属性，但是建模者没有明确把它们分开。在人元看来，当前 Agent 模型建模的主要精力都花在如何建立 Agent 的智能响应方法，也就是主观属性部分，而忽视了客观属性部分的重要性。

人元模型欠缺的部分就是对主元的描述，它仅仅把人的主观反应看作一个既定的状态，而不是一个可随着时间变化的智能反应程序。这一点恰恰可以利用现有各种 Agent 模型来弥补。本文提出了基于人元的 Agent 模型，试图将二者结合起来。

4.1.2 基于人元的 Agent 形式化模型

为了简洁而清晰的描述 Agent 模型，我们首先采用了一种形式化的方式来给 Agent 建立数学模型。

4.1.2.1 Agent 模型

基于人元的 Agent 模型可以写成一个二元组：

$$Ag =< O, S > \tag{4-2}$$

其中 O 是描述 Agent 若干客观属性及其变化规律的物理模型的集合，S 是一个具有输入输出和内部状态的有限自动机，我们称其为主元，也称其为决策器。下面分别论述这两个部分：

4.1.2.1.1 客元 *O*

O 又可以看作由三部分组成，即：

$$O =< Pr, Ph, A > \tag{4-3}$$

其中 Pr 表示 Agent 的所有客观属性的变量及其状态值组成的集合。例如在 AEM 中每个 Agent 的视力半径、新陈代谢率、财富状态、能量状态等等。这些客观属性变量又可以明确的分为可变化的客观属性，如：财富状态、能量状态，和不可变化的客观属性，如 Agent 的视力半径、对不同资源的新陈代谢率等。

A 是 Agent 可选择的行动集合，它既是 Agent 客元部分和主元部分的接口，又是 Agent 作用于外界环境的 Agent-环境之间的接口。

Ph 称为 Agent 的物理模型，它描述了 Agent 的各个客观属性如何随着时间的推移和 Agent 的行动选择而变化，因此它可以看作一个映射：

$$Ph : Pr \times A \to Pr \tag{4-4}$$

它表示在任意时刻，Agent 的物理模型都会根据主元选择的行动和当前的客观属性状态决定下一时刻 Agent 的客观属性状态。例如 AEM 中 Agent 的资源新陈代谢活动，以及能量消耗活动都是它物理模型的一部分。每一时刻，Agent 既可以把部分资源转化成可利用的能量，同时又会根据主元的动作选择而确定如何消耗能量。

4.1.2.1.2 主元：*S*

S 是一个智能决策器，它能够体现出一定的主动性、智能性和自学习、自适应能力，按照 Brafman 和 Tennenholtz[96]的观点，S 也可以用自动机的方式来描述，可写作：

$$S =< I, \Sigma, A, \Delta > \tag{4-5}$$

其中 I 表示输入信息的集合，Σ 表示决策器 S 的内部状态集合，A 表示 S 可选择的行动集合，Δ 是一个映射，就表示 Agent 的一次决策，它可以写作：

$$\Delta : I \times \Sigma \to A \times \Sigma \tag{4-6}$$

假设在任意一个时刻 t，决策器 S 得到的输入信息是 i_t，内部状态是 σ_t，那么 Δ 的作用就是根据该时刻的输入 i_t 和内部状态 σ_t 决策输出当前时刻的动作 a_t，并且改变内部状态为 σ_{t+1}，即：

$$\forall(i_t,\sigma_t)\in I\times\Sigma,\quad \Delta(i_t,\sigma_t)=(a_t,\sigma_{t+1})\in A\times\Sigma \tag{4-7}$$

任意给定一对输入信息和内部状态，映射Δ完成一次决策，即从可选择行动集合 A 中选择一个动作，并且将内部状态转变为下一时刻的状态。

其中输入信息集合I又可以看作是两部分组成，一部分是Agent的外界环境输入给Agent的信息，我们把所有可能的输入信息组合用集合Ω表示，另一部分是 Agent 的客观属性输入给决策器 S 的信息，也就是：

$$I=\Omega\times Pr \tag{4-8}$$

之所以 S 的输入信息 I 分成这两部分是因为每个 Agent 决策所根据的信息不仅仅来源于外界，也来源于该 Agent 自身的客观属性。比如，每个决策者在经济交易的过程中既要知道所要购买商品的信息，同时还要知道自己目前的财富水平。这里，财富水平就是 Agent 的一项客观属性。一般情况下，Agent 的决策函数仅考虑部分客观属性，而不是 Pr 集合中所有的变量，因为很多客观属性是不能够通过 Agent 的决策而改变的。例如 AEM 中 Agent 的资源水平、能量水平就是决策需要考虑的客观属性，而 Agent 对各种资源的新陈代谢率、视力半径等是不可通过主观决策而改变的，所以决策器 S 也不需要这部分输入信息。环境输入信息Ω是由 Agent 所处的环境制约的，因此 Agent 也不能够主动进行改变。

内部状态集合Σ可以表示 S 内部的一些与决策有关的状态。例如 Agent 的心智状态、情绪状态、知识水平等。之所以要考虑 Agent 的内部状态是因为在外界看来，Agent 不仅仅是一个只知道对输入信息做出简单反应的机械程序，内部状态的加入可以使得 Agent 行为更复杂。S 的每一步决策就是通过输入信息和各种内部状态完成行动选择输出信息，并且改变自己的内部状态。虽然适应型 Agent 似乎不能用有限的自动机描述，但是，站在一个较宏观的角度，只要是可以被计算机建模的事物都是一个自动机，因此这里的抽象是合理的。

值得一提的是，在这里我们仅仅从一个较宏观的角度来描述 Agent 的主元部分，然而问题的难点在于，在实际的 ACE 建模过程中，Agent 的决策模型很难分解成 S 中包含的四个部分，因此这就演化出了各种各样的 Agent 决策、智能响应模型。在 AEM 中，我们将采用分层次的 CRA 方法对决策器 S 进行建模，我们将在下面的内容中论述。

4.1.2.2 环境

在每一步，Agent 的决策器 S 只能决定如何输出动作，但是这个动作如何影响环境以及如何影响自身的状态则不是由 S 决定的，环境、环境的规则以及 Agent 的物理模型决定了这些因素。我们可以把环境看作是由环境状态、环境变化方式、反馈方式三要素组成的，也就是说环境可以写作三元组：

$$\Gamma=<E,\Pi,\mathrm{H}> \tag{4-9}$$

其中 E 是环境状态的集合。我们假设环境是可以处于离散状态中，那么环境的每一个状态都可以写作 e。Π 是一个映射，它规定了 Agent 如何改变环境，具体的，该映射可以写为：

$$\Pi: A\times Pr\times E\rightarrow E \tag{4-10}$$

其中 A 表示 Agent 的可选择行动集合，E 表示的是环境状态的集合，Pr 是 Agent 的客观属性状态集合。也就是环境根据 Agent 的客观属性状态、Agent 的行动输出和当前环境状态变换得到下一时刻环境的状态。这样，Agent 就会通过自己的行动改变环境。之所以环境的改变既依赖于 Agent 的行动选择 A，又依赖于客观属性 Pr，是因为 Agent 的客观属性决定了该 Agent 改变环境的能力。

另外，映射 H 的作用是环境对 Agent 给予反馈信息，这个反馈信息一方面改变了 Agent

在下一时刻能够感知到的输入信息，同时也能改变 Agent 的可变化的客观属性。这样，H 也可以写作：

$$\mathrm{H}: A \times Pr \times E \to Pr \times \Omega \qquad (4\text{-}11)$$

Ω 是 Agent 的决策器 S 能感知到的外部环境状态的集合。

假设，在任意时刻 t，Agent 的决策器 S 输出了动作 a_t，此时环境的状态是 e_t，Agent 的客观状态是 pr_t。那么 Π 就把它们映射到下一时刻环境的状态 e_{t+1}，所以：

$$\forall(a_t, e_t, pr_t) \in A \times E \times Pr, \quad \Pi(a_t, e_t, pr_t) = e_{t+1} \qquad (4\text{-}12)$$

而 H 能够把它们映射为下一时刻对决策器的输入信息，也就是：

$$\forall(a_t, e_t, pr_t) \in A \times E \times Pr, \quad \mathrm{H}(a_t, e_t, pr_t) = (\varpi_{t+1}, pr_{t+1}) \qquad (4\text{-}13)$$

这里 ϖ_{t+1} 表示 *t+1* 时刻，Agent 能够感知到的环境状态信息，pr_{t+1} 就是 *t+1* 时刻 Agent 的客观属性。

也就是说，Agent 可以通过行动来主动的改变环境。同时环境反过来又会影响 Agent 的输入信息和 Agent 的客观属性。这样 Agent 和它的环境就构成了一个相互耦合的系统。总结起来，在每一时刻，Agent 接收到来自外界环境的信息和它内部状态产生的信息进行决策给出输出动作。之后，环境就会根据 Agent 的输出动作以及环境的状态反过来改变 Agent 新一轮的输入和 Agent 的可变客观属性。

值得指出的仍然是，这里的环境模型仅仅是一种抽象的宏观描述，而在实际的 ACE 模型中，Agent 与环境交互的方式往往是非常复杂的，并且环境的状态 E 也很难表达出来，它不仅决定于单个 Agent 的行动输出，而且决定于多个 Agent 之间的交互。

在某个单独的 Agent 看来，它的一切外在信息都是环境，包括其它的 Agent，所以这里的环境模型是一种广义的 Agent 与环境、Agent 与其它 Agent 交互的抽象描述。

4.2 适应性决策模型

上面用形式化的方法把 Agent 分成了客元与主元两个部分，其中，主元的作用就是负责在适当的时刻选择适当的动作输出，这是一个决策问题，因此我们又称主元为决策器。如何对主元建模以使得 Agent 更能体现出智能和适应性成为关键的问题。在本文中，我们提出了一种适应性的决策模型。

4.2.1 适应性决策理论

自从 20 世纪 50 年代起，实验经济学、行为经济学为研究现实中人类是如何决策的问题提供了很多宝贵思想。Kahneman 和 Tversky 的展望理论[97]是行为决策学派最著名的理论之一。他们认为人的决策过程分为两个阶段，第一个阶段被称为是决策方案的编辑阶段，第二阶段是方案选择。Payne 等人[98]提出了适应性决策者的概念，主要描述人类在决策中的适应性变化过程。首先，人们在决策的时候有一个启发式规则集。这些规则都非常简单，仅仅涉及一些简单的信息处理步骤。其次，人的决策实际上经历了两个阶段，第一个是启发式规则的选择，第二个是利用选择好的启发式规则完成决策。Gigerenzer 和 Todd[99]利用心理学试验的方法研究了大量被试在不同的决策问题上所采用的决策方法。他们发现，人们通常会采用一些非常简捷而快速的启发式规则在不需要掌握关于决策问题的所有信息情况下，进行大

量的信息筛选从而快速的完成决策。Gigerenzer 等进一步提出适应性工具箱的概念，认为人类的决策过程并不是按照一种固定的方法完成的，而是在一个包含多种决策方法的工具箱中选择一种。

总体来看，行为决策理论、适应性决策理论采用心理试验的方法得出了大量有意义的关于人类决策心理过程的结论，然而它们的不足是仍然没有一个非常成熟的定量化方法来刻画人类的适应性决策行为。其中主要的原因是传统的数学无法建模、分析人类复杂的决策心理过程。

4.2.2 基于 CRA 架构的适应性决策模型

4.2.2.1 决策过程分析

根据适应性决策理论的提示，我们可以把决策分成三个阶段，它们是感知、推理和执行。其中感知就是决策者对输入的信息进行初步的加工，并完成大部分的信息筛选工作和聚类工作，找出最有用的信息并立即进入某种因决策环境不同而不同的角色；推理过程就是在进入具体的角色以后，决策者根据固定的决策规则，进一步利用可获得的环境详细信息和知识完成推理，并得出一些具体可操作的步骤；最后在执行阶段，决策者把第二步得到的操作步骤进行执行。

我们也可以把决策的感知阶段理解为决策者的战略选择阶段。战略选择把握大致的方向，并把决策问题归结为具体的战术问题。因此第二阶段的推理可以认为是决策者的战术决策，最后决策者会根据战术决策完成的动作规划进行行动。

我们可以把若干备选决策规则理解为决策者的适应性工具箱。该适应性工具箱中的策略可能包括指导决策者如何在买卖的过程中与别人讨价还价；如何应付领导的工作视察以及如何有效的管理下属等策略。这样感知就是对工具箱中工具的选择，而推理就是执行这些策略生成动作序列，行动就是把这些动作序列付诸实践。Kahneman 的展望理论中的编辑阶段、Payne 的适应性决策理论中的构建和选择启发式的阶段就是感知的阶段，而展望理论中的方案选择、适应性决策理论中的启发式执行阶段就是推理阶段。

4.2.2.2 CRA 体系结构

根据我们对人类决策过程的分析以及行为决策理论研究的结果，我们用 CRA 体系结构构建 Agent 的适应性决策模型。其中 CRA 是 Classifiers, Rules, Actions 即分类器、规则和行动的首字母缩写。这三个要素分别用于模拟 Agent 的感知、推理和行动三个过程。我们可以把 CRA 结构概括为一个具有三个层次的体系（图 4-1）。

其中分类器系统负责完成 Agent 的感知过程，它是由多个被称为分类器的更小竞争单元组成的内嵌到 Agent 内部的复杂适应系统，这群竞争单元的整体能够完成适应性的感知任务。其中每个分类器的输出都是对一个具体的决策策略（或称启发式规则）的选择[98][99]。

Agent 可用的所有决策策略构成的集合称为 Agent 的决策策略集或称 Agent 的适应性工具箱。这些策略都是一些可变化的或者固定的决策程序，它们能够指导 Agent 在特定环境、情景下完成特定的决策任务。适应性工具箱中的决策规则有可能不是推理过程的最小单位，因为可能某个决策规则本身又是一个由多个更小的单元组成的复杂系统，这些小单元通过竞争与合作形成一个生态环境来完成某一特定的决策过程。因此，总体来说 CRA 支持多层级的复杂系统结构。

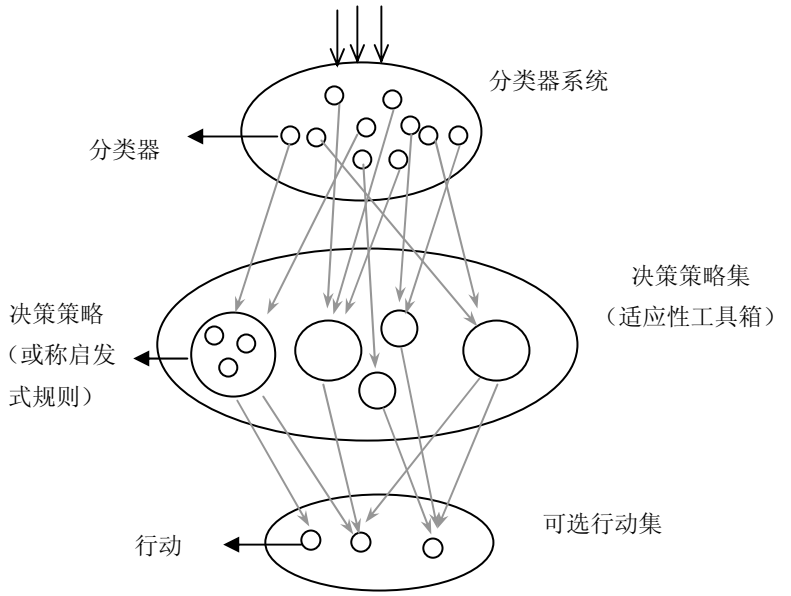


图 4-1　CRA 体系结构

可选行动就是上一章提到的那些可选行动集合 A 中的元素，它是 Agent 的决策器与客元、Agent 与环境之间的接口。Agent 完成决策任务的最终目的都是要选择输出行动。下面我们将分别论述这三个部分的建模。

4.2.2.2.1 分类器系统

4.2.2.2.1.1 分类器系统介绍

分类器系统是 John Holland 提出来的一种适应性机器学习模型[61]。假设 Agent 拥有一个数目固定的分类器集合，它们能够响应外界输入的信息，我们记为：

$$CS = \{c_1, c_2, ..., c_m\} \tag{4-14}$$

其中，每个分类器 c_j 都是一个产生式规则，可以写成如下形式：

$$if \ \langle condition \rangle \ then \ \langle action \rangle \tag{4-15}$$

<*condition*>是输入信息的识别器，当输入信息是 *I* 的时候，系统先对 CS 中的所有分类器进行搜索，找出并激活能够匹配输入信息 *I* 的所有分类器。然后系统从所有激活的分类器中按照某种排序方法找到一个最好的分类器，并把这个分类器的<*action*>部分作为整个系统的输出。

一般的分类器系统都采用二进制编码的方式实现，也就是把外界输入的所有可能信息用固定长度的二进制代码来编码。这样分类器系统中的分类器也可以进行编码。例如输入信息是一个 12 位长的二进制编码串，那么任意一个分类器都可以写成：

$$if \ \langle 01\#\#11\#\#00\#1 \rangle \ then \ 0110 \tag{4-16}$$

<condition>部分采用 12 位长的“0”,“1”,“#”三个字符组成的字符串来编码。其中“#”表示一种通配符，它的意思是在这一位既可以代表 0 也可以代表 1。在任意时刻，当输入信息能够与分类器中的<condition>部分发生匹配的时候，该分类器就被激活。例如输入信息是 011111010001，就可以激活上面叙述的这条分类器，因为输入信息与分类器中的<condition>部分所有对应位串的 0 或者 1 都相同，或者与通配符匹配，如下图列：

0	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	1	输入信息
0	1	#	#	1	1	#	#	0	0	#	1	分类器

图 4-2 分类器示意

所有被激活的分类器就构成了集合 *AC*，这些分类器形成了一种相互竞争的机制，系统

会按照特定的方法选择最后竞争获胜的分类器。具体的，分类器系统给每个分类器指派了一个强度数值。强度越大的分类器在竞争中就越有可能获胜。强度可以看作一个与分类器的正确分类数、存活时间等参数相关的函数。每个被激活的分类器被指派了一个强度以后，系统就可以选择 *AC* 中强度最大的一个作为竞争中的获胜者。竞争中的获胜者就被允许执行它的<action>动作作为输出。<action>部分也可以用二进制位串来编码。

为了使得分类器系统有更强的创新能力，Holland 还给分类器系统引入了遗传算法进行创新。通过对分类器进行交叉组合、变异等操作可以得到全新的分类器，遗传算法是分类器系统创新的源泉。

在 Agent 的 CRA 体系结构中，我们采用分类器系统进行感知过程的建模。首先，我们也是把环境输入信息采用二进制的方式编码，让系统中的一群分类器对环境进行分类和辨识。只不过所有分类器的输出部分不是 Agent 的输出动作，而是第二层次的策略选择。我们可以把 Agent 可选择的策略集合写成：

$$ToolBox = \{S_1, S_2, ..., S_p\} \tag{4-17}$$

该集合具有有限可列个元素，因而我们可以用一个长为 $l = [\log_2 p]$ 的二进制编码。这样分类器系统的输出部分就是一个 l 位长的二进制串，表示对适应性工具箱中的决策策略进行选择。

4.2.2.2.1.2 分类器系统的优点

分类器系统可以帮助 Agent 进行环境、情景的识别分类。人类在进行识别分类的时候总是会体现出思维中的层次性、模糊性和各种不确定性。与传统的模糊集、粗糙集方法不同的是，分类器系统采用一种比较简单的操作机制涌现出信息处理过程中的不确定性。

首先，分类器与一般的规则系统不同的是，它具有一种自然的并行机制。当外界信息输入分类器系统的时候，可能多个分类器规则被同时激活，这些激活的规则之间可能存在着不协调和矛盾，但是通过竞争的机制，系统可以让这些分类器并行的运行输出结果。其次，在分类器系统对信息的匹配过程中由于通配符的存在而能够呈现出高度的概括性和信息分类的层级性。再次，分类器系统由于允许遗传算法的创新性操作使得它能够涌现出各种不确定性。因为当给分类器系统多次输入确定信息的时候，分类器系统有可能输出完全不同的行动，而且行动的选择能够让 Agent 表现出很强的适应性能力。分类器系统能够较好的模拟人类进行环境的识别、再认时候的信息操作能力。

4.2.2.2.2 决策策略集合（适应性工具箱）

在现实社会中，人们总要面临各种各样的决策环境，这些环境可以被看作具有不同的博弈结构。例如人们要处理谈判、交易、拍卖等决策环境，而在具体每种博弈结构下人们都有一些特定的策略或方法来应付这种环境。例如有的人是个谈判高手，他有一套非常有效的谈判规则，因而在大大小小的谈判场合中，他总能成功；然而很有可能此人对拍卖博弈不是很精通，因为他并没有找到一套有效应付拍卖博弈环境下的决策策略。总之，人们会拥有一组决策策略，这组策略就构成了此人的决策策略集合。

每一个决策策略都是一个特定的信息加工方式，人们在选定决策策略之后会主动从外界获取信息完成一步一步的操作，最后选定行动。虽然感知分类的时候也要从外界输入信息，但是决策策略对外界的信息则要求更具体、更细节。因此人们往往在获得定性信息确定决策策略之后再动态获得细节信息完成战术上的决策。

无论采用何种方法对决策规则建模，我们都可以站在一个较高的视角，把任意一个决策策略程序看作是一个具有输入输出能力的有限自动机。

任何一个决策程序都可看作是一个有限自动机：$M =< I, O, \Sigma, \Delta, \sigma_0 >$，其中 I 表示该自动机输入信息的集合，O 表示自动机的输出信息集合，Σ 表示内部状态的集合，Δ 为转换规则表，它会根据当前的输入信息和内部状态决定下一时刻的内部状态和输出信息。σ_0 为初始时刻自动机的内部状态。只要定义好自动机的各个元素，它就会按照固定的指令一步一步完成运算从而完成决策过程。

4.2.2.2.3 行动集合

决策器的行动集合就是前面定义的 Agent 的行动集合，它是决策器与客元的接口，也是 Agent 与外界环境的接口。行动集合部分主要负责决策规则的执行，转化成 Agent 的一步一步具体的行动。

4.2.2.2.4 CRA 体系结构的优点

与以往的决策模型相比，CRA 模型的特点是适应性和多层体系结构。

首先，与一般的规则系统（专家系统、机器推理系统）相比，CRA 体系结构具有很强的适应性能力。这主要体现在分类器系统可以提供一种并行性、柔性的结构，加上分类器系统之上的遗传算法的运行可以使得系统具有很强的创新能力。另外，对于每一种决策规则集中的规则，它有可能也是一种可学习的自动机，这样就会使得 CRA 整体具有很强的适应能力。决策规则集也可以动态的完成学习功能。例如人们可以通过交叉或者组合已存在的决策规则程序而动态的构建新的决策规则。因而 Agent 会动态的学会在什么情景下应该选择何种决策规则，在实施决策规则的过程中，Agent 也会适应性的对规则进行调整。

其次，与传统意义上的适应性模型相比（例如遗传算法、人工神经网络），CRA 具有多层体系结构而不是传统的扁平结构。适应性算法的本质就是在于系统具有一组参数可以在运行的工程中自发的动态调节，然而传统的适应性模型的这组可调节参数是处于一种扁平的结构中的，它们有相同的机会被学习调节，这就会使得系统的适应能力受到了一定的限制。而 CRA 这样的多层次结构使得可调节参数处于不同的层次上。例如分类器系统的若干分类器构成了第一个层次的小生境，而适应性规则集合构成了第二个层次的小生境，每个规则里面又可能构成第三个层次的小生境。这就使得适应性调整发生在不同的层次上。另外，每一个层次的适应性调整时间也是不同的，一般来讲，适应性规则的调整频率较高，而分类器系统的调整频率则较低。这种多层次体系结构的好处是可以调节适应性算法的无序调整和系统内部有序结构的形成之间的矛盾。

4.3 进化与学习

4.3.1 进化

在基于 Agent 的计算经济学仿真模型中，Agent 模型的适应性成为了建模中的关键问题。Agent 的适应性意味着 Agent 的某些属性具有可变性。这种适应性的变化主要体现在个体 Agent 的学习能力以及群体 Agent 的进化上。

个体 Agent 的学习能力一般指 Agent 的决策器 S 的改变。也就是说，Agent 会在反复不断的运行过程中逐渐改变自己的决策规则。另外一种适应性变化过程就是 Agent 群体的遗传与进化。

进化是遗传、变异和自然选择共同作用的结果。遗传是当 Agent 进行繁殖的时候，代表其遗传特征的参数被复制给后代，然而在复制的过程中会发生错误从而导致遗传特征的变

异。我们把 Agent 的遗传特征称为 Agent 的遗传型。

自然选择的过程不是简单作用在 Agent 的遗传型上，而是作用在 Agent 的表现型上。所谓的表现型就是在仿真环境中，Agent 所表现出来的行为以及行为方式，跟 Agent 的可变化客观属性直接相关。例如基因型是 Agent 的观察范围和新陈代谢率，那么它们决定了 Agent 的活动能力。然而 Agent 的行为表现可能会由于它所处的位置不同、它所遵循的规则不同而完全不同。而 Agent 的不同表现就会决定它所消耗的资源和已经获得的资源总量，这些就是 Agent 的表现型。假设自然选择偏向那些具有更多财富的人，那么 Agent 的财富状态就成为了它能否被选择的关键。但是 Agent 的基因型并不能直接决定它的财富状态，Agent 需要通过后天的积累、学习以及环境的反馈等多方因素共同决定。所以，从 Agent 的基因型到表现型需要经历一个成长、发育阶段。

我们可以把 Agent 的不可变化的客观属性看作是从 Agent 的父辈遗传的。虽然这些属性相对于 Agent 的整个生命周期来说是不可改变的，但是它们却可以通过遗传、进化的方式发生改变，这样人工世界中的自然选择就有可能筛选出具有“良好”遗传特征的个体，而淘汰掉具有“不好”特征的个体。然而自然世界并不存在一个明确的适应度函数来评价每个个体的好、坏，所以这种好与不好的个体应该是一种表现型在运行过程中所体现出来的动态结果[100]。总之，基因型、表现型和自然选择的关系应该如下图所示：

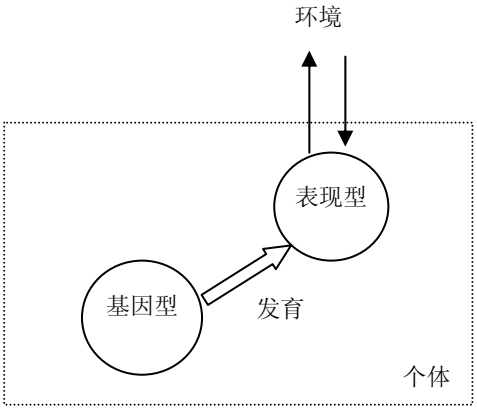


图 4-3 基因型-表现型和环境的关系

4.3.2 学习

Agent 的决策器 S 能够完成学习。在 CRA 体系中，学习功能是渗透在整个系统之中的。具体就是无论分类器系统、决策规则集还是每一个决策策略本身都是具有学习功能。如果按照学习的方式来划分，我们可以把学习能力分为个体学习、社会学习和遗传学习三种。

4.3.2.1 个体学习

个体学习是指每个 Agent 个体在每个周期都要根据自己的评价标准而完成的学习方式，它一般都属于归纳学习方式，可以在不需要外界的干预情况下完成[101]。

4.3.2.2 社会学习

社会学习是指 Agent 会拷贝其它 Agent 的决策规则或者内部信息[101]。

4.3.2.3 遗传学习

遗传学习是指 Agent 在早期成长过程中从它的家庭（父母）遗传而来的某种分类规则或

者决策规则。

这三种学习相互影响不能分割，它们都能造就 Agent 的适应性和复杂性。一般个体学习有利于 Agent 快速形成应付某种决策环境的专业技能，而社会学习则有利于先进理念、先进决策规则的社会群体传播，它能够加速整个社会群体的进化速度。遗传学习则发生相对缓慢，但往往对 Agent 的影响非常深刻。

4.4 AEM 中的 Agent 模型

前面我们对适应性 Agent 模型提出了一个整体的框架，从形式表述到决策器的构建再到 Agent 的遗传进化与学习问题。这一节，为了充实上面的讨论，我们特用 AEM 中 Agent 模型为例来说明上面的理论和一般方法。

4.4.1 AEM 中的 Agent 客元模型

Agent 的客元模型包括客观属性和物理模型两个部分，下面就 AEM 中的 Agent 模型分别进行论述。

4.4.1.1 客观属性

AEM 中的 Agent 的客观属性都可以用一些变量表示，它们列表如下：

表 4-1 Agent 的客观属性

变量	名称	说明
x	横坐标	在二维网格中的横坐标
y	纵坐标	在二维网格中的纵坐标
r	视力范围	Agent 所能观察到的区域半径，取值在[1,20]
m_1	对糖的新陈代谢率	每单位时间 Agent 所消耗的糖资源含量，取值在[5,50]
m_2	对香料的新陈代谢率	每单位时间 Agent 所消耗的香料资源含量，取值在[5,50]
age	年龄	每隔一个仿真周期 *age*+1
ene	能量水平	Agent 当前的能量水平，*ene* 越大表示 Agent 可能存活的时间越长。
sex	性别	每个 Agent 的性别，只能取 0 或者 1
w_1	糖资源含量	Agent 当前所拥有的糖资源的含量
w_2	香料资源含量	Agent 当前所拥有的香料资源的含量

在这些属性中，r 和 m_1,m_2 是不可变化的客观属性，每个 Agent 一出生，这些变量、属性就取为固定的值。其它的变量都是在 Agent 的生命周期中不断变化的，它们有的决定于环境的规则，而有的则决定于 Agent 选择的行动输出以及 Agent 的物理模型。

4.4.1.2 物理模型

如（4-4）式，物理模型的作用就是根据 Agent 当前的客观属性状态和 Agent 的行动选择决定客观属性的变化方式。在 AEM 中，Agent 的物理模型将主要考虑两方面的因素：资源的新陈代谢和 Agent 的行动消耗。下面分别来讨论。

4.4.1.2.1 新陈代谢

新陈代谢的作用就是使得 Agent 通过消耗资源而获得能量，而能量是维持 Agent 在虚拟

世界中生存的基本因素。在 Sugarscape 模型中，每个 Agent 也要通过新陈代谢消耗资源。但该模型简单假设每个时间步，Agent 仅仅消耗不同比例的糖或者香料，如果这两种资源的其中之一消耗光，该 Agent 就会死去。这种方法虽然简洁，但是它没有考虑到 Agent 选择不同的动作可能会带来不同代价的作用，而且糖与香料两种资源的作用很难用统一的眼光进行比较。在 AEM 中，我们假定能量是衡量 Agent 活力的唯一度量标准，摄取资源是为了赢得更多的能量，不同的行动会消耗不同单位的能量，只有当能量消耗光了之后，Agent 才会死去。

具体，如果当前时刻 Agent 的两种资源含量分别是 w_1 和 w_2，新陈代谢也就是资源到能量的转化过程可表达为下面的方程：

$$ene_{t+1} = \begin{cases} ene_t + RES_ENE - ENE_NORMAL & if\ \ w_{1t} w_{2t} > 0 \\ ene_t - ENE_NORMAL & if\ \ w_{1t} w_{2t} \le 0 \end{cases} \quad (4\text{-}18)$$

其中，*RES_ENE* 和 *ENE_NORMAL* 都是常数，分别表示一个单位水平资源转换成能量的比例，以及每个周期 Agent 都要消耗的能量水平。w_1 和 w_2 两个变量也要得到更新，即：

$$w_{i,t+1} = w_{it} - m_i，\ 其中，\ i = 1,2 \quad (4\text{-}19)$$

如果一旦 w_1 或者 w_2 变为了小于等于 0 的数，则资源量都停止更新。我们可以把两种资源理解为人们必需的物品，比如食物和衣服，只有当两种物品同时存在的时候才能有效的转化成人可用的能量，而仅仅具有某种单一的资源，则这种资源不能直接转化成能量。新陈代谢率的大小反应的是每个 Agent 消耗某种特定资源的快慢程度。

4.4.1.2.2 能量消耗

在 AEM 中，Agent 可选择的行动构成了一个具有有限数目的集合 A，它可以写成：

$$A = \{a_1, a_2, a_3, ..., a_m\} \quad (4\text{-}20)$$

其中 A 中的每一个元素都是 Agent 可选择的一个原子行动，那么针对每一个动作都对应一定的能量消耗数值，因而，能量消耗可以写成一个向量：

$$EC = < ene_1, ene_2, ene_3, ..., ene_m > \quad (4\text{-}21)$$

其中每一个 ene_i 对应的是动作 a_i 消耗的能量数值。具体在 AEM 中，我们规定每个 Agent 的可选择行动包括：静止、移动和其它的扩展行动。其中静止行动指 Agent 原地不动，什么也不做，移动行动包括往上、下、左、右、左上、左下、右上、右下八个方向移动一个方格。我们规定，Agent 每选择一次移动动作则要消耗 *ENE_MOVE* 单位的能量。而 Agent 选择其它的扩展行动所消耗的能量则跟具体的行为规则有关，扩展行动包括 Agent 与其它 Agent 发生商品交换或者 Agent 与异性 Agent 繁殖等与具体的行为规则有关的行动，我们将在下一章详细论述。

总之，关于能量的消耗以及转移的各个参数数值如表 4-2 所列：

表 4-2 有关能量消耗的常数

常量名	含义	数值
ENE_NORMAL	每个周期 Agent 消耗的能量	2
RES_ENE	每次资源转换成能量的值	10
ENE_MOVE	每行动一次消耗的能量	1
BIRTH_ENE	刚出生就具备的能量	500

4.4.2 AEM 中 Agent 的决策器

按照前面的论述，Agent 的决策器部分可以分成分类器系统、决策规则集合和可选择行动集合三个部分，下面分别论述。

4.4.2.1 AEM 中的分类器系统

前一章已经提到，Agent 会通过输入信息而感知环境还能感受它自己部分的客观属性。

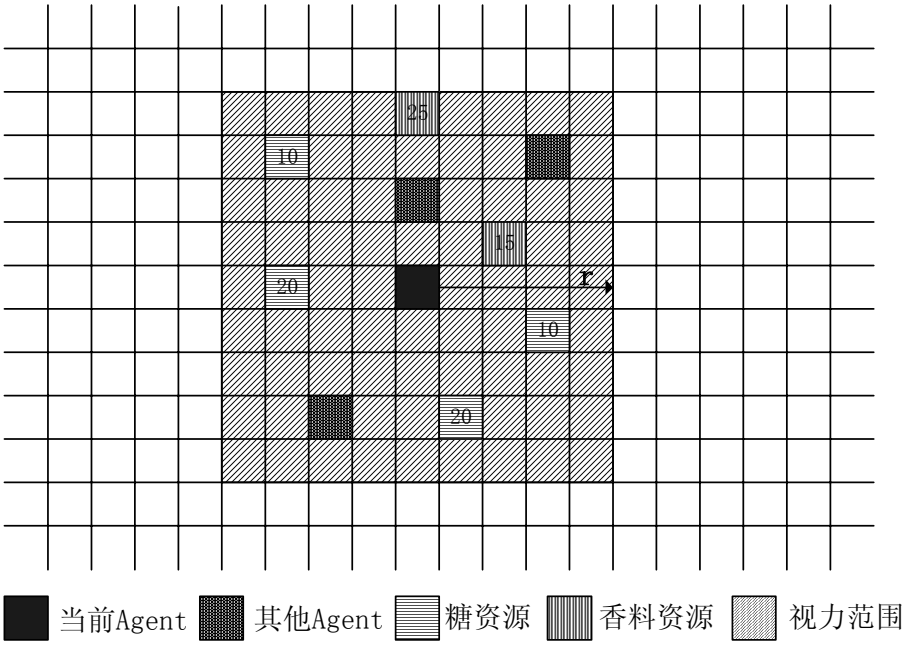


图 4-4　Agent 的感知范围

如图 4-4，一个视觉半径为 r 的 Agent 能够感受到它周围$(2r+1)^2$个方格的信息，如果每个方格都有 0（空格），1（有糖资源），2（有香料资源），3（有 Agent）四种状态的话，那么每时刻 Agent 的输入信息就有$4^{(2r+1)^2}$个可能性，这是一个非常庞大的数字，尽管利用遗传分类器对它进行识别的话也需要定制一个长$2(2r+1)^2$的位串来操作，所以我们必须人为帮助 Agent 进行输入信息的化简。

Agent 得到环境输入信息是为了得知它目前所处的环境是资源富饶地区还是 Agent 密集地区还是一个贫瘠地区等信息。所以对于处在战略决策高度的 Agent 来说，它其实并不需要知道具体一个点，而只需要关心目前所处位置的糖资源、香料资源、Agent 个体的平均密度就可以了。所以，在 AEM 之中，系统首先帮助 Agent 完成一个信息压缩，输入给 Agent 的信息主要包括三个平均值：

$$avgw_1 = \sum_{i \in N} R_i^1 / c(N)$$

$$avgw_2 = \sum_{i \in N} R_i^2 / c(N)$$

$$avgAg = \sum_{i \in N} Ag_i / c(N) \qquad (4\text{-}22)$$

其中 N 表示当前 Agent 的邻域，$c(N)$表示邻域 N 中一共包含的方格数目，R_i^1 表示方格 i 的糖资源含量；R_i^2 表示它的香料资源含量。Ag_i 表示方格 i 是否含有 Agent，如果有则 $Ag_i=1$，没有则为 0。这样每一时刻环境输入给 Agent 的信息就是三个实数。例如图 4-4 情况下，这

三个平均值可能分别是：糖：(10+20+20+10)/80=0.75、香料：(15+35)/80=0.625、Agent：(1+1+1)/80=0.037。

然而分类器系统处理的是经过编码的离散信息，所以我们还必须要对这三个实数进行编码。我们把任意一个输入的实数可能的范围从 0 到最大可能值（糖资源和香料资源密度的最大可能值相同表示为 *MaxRes*，而 Agent 密度的最大可能值为 1）平均分成 4 个区间，第 *i* 个区间表示为：

$$Interval_i = [(i-1)MaxRes/4, i \cdot MaxRes/4] \qquad (4\text{-}23)$$

这样的话，对于任意给定的资源密度或者 Agent 密度输入数值，它们都会落到这四个区间之中的一个。我们再用 4 个数字分别表示这 4 个区间，那么就可以用任意一个 2 位长的二进制串对所有可能的输入密度信息进行编码。例如设糖资源密度的 *MaxRes=100*，如果输入的糖资源密度为 60，那么可以判断出这个数值会落到第 3 个区间，所以当前糖资源密度的编码就是 10。我们还可以把不同的编码赋予意义，例如 00 表示当前地方糖资源“很少”，01 表示“少”，10 表示“多”，11 表示“很多”。对于三个输入密度都进行这样的编码，则我们可以用一个 6 位长的二进制字符串来编码 Agent 能够遇到的所有可能的输入信息情况。

进一步，Agent 还需要感知它内部客观属性的信息，包括它当前的能量值、当前的糖资源含量、香料资源含量，也可以用同样的方法用 2 位长的二进制编码。这样，我们可以用一个 12 位长的二进制串编码决策器的输入信息。例如：

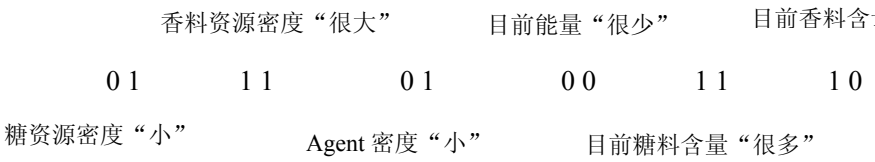


图 4-5 分类器各个编码的意义

这样经过对输入信息编码以后，分类器系统就能正常工作了。我们用一个 12 位长的 0，1，#字符串来表示每个分类器的<condition>部分。对于分类器的<action>部分需要根据 Agent 的决策策略集合元素个数而定。实际上，我们可以给 Agent 添加任意多的规则，只要相应的调整分类器<action>部分的二进制编码长度就可以了。

另外一个问题是如何确定分类器的强度。因为在 AEM 中，Agent 执行分类器进行感知的操作并不能立刻得到环境的反馈，所以我们不能简单根据每个分类器正确分类和错误分类的次数来评价分类器。在分类器系统运行中，我们仅能根据当前分类器与环境输入信息的匹配程度来确定这条分类器的强度。假设环境输入的信息是一个二进制串 *i*，当前任意一条分类器是 *j*，那么 *i* 与 *j* 匹配的程度（也就是分类器 *j* 的强度）按照下式计算：

$$Strength = w_1 Same + w_2 Include \qquad (4\text{-}24)$$

其中 *Same* 表示分类器与当前输入二进制串相同位的位数，*Include* 表示分类器中包含“#”符号的位数。w_1 和 w_2 是两个参数，一般情况下 $w_1 > w_2$。也就是如果当前分类器与输入信息精确匹配的位数越多那么分类器的强度就越大，同样，如果通配符位数越多表示分类器的强度也越大。但是通配符的作用不如精确匹配的作用大。这样每个周期，Agent 都会选择一个强度最大的分类器并把它的<action>部分作为输出。根据对输入信息的大量压缩、简化，以及分类系统的运行特性，我们能够较好的模拟 Agent 定性的、粗线条的对信息的感知能力，这为 Agent 能够站在战略的高度选择决策策略提供了前提。

4.4.2.2 AEM 中的决策策略集合

Agent 的决策策略会指导它完成具体的战术高度的决策，也会帮助 Agent 进行合理的规

划资源更好的执行行动。针对 AEM 中具体的 Agent 来说，它们的决策策略应该能够指导 Agent 具体如何有效的寻觅资源、更好的完成交易以及更好的进行繁殖活动等策略。为了增加程序运行的效率，我们人为地给 Agent 编制了若干决策规则集，这些规则大部分都具有学习适应能力，它们是一个个具体可执行的具有一定特定功能的算法过程。这样省去让决策规则集本身进化的时间可以让 Agent 更加有效的模拟人类社会的经济活动，同时并不妨碍我们对 Agent 经济系统涌现行为的探索。下面，我们将具体说明决策规则的设计：

4.4.2.2.1 随机游走（M）

Agent 首先要在虚拟世界中进行不停的移动，尤其是当它没有目标的时候。一个很直接的思路是用一个二维的布朗运动过程来模拟 Agent 的随机游走。但通过试验我们发现，采用布朗运动的设计思路，Agent 的移动会过于缓慢，它们更倾向于在一个点附近不停的震动。为了改进这一点，我们给随机游走程序设计了一个随机取值的主方向，当 Agent 随机游走的时候，会按照主方向运动一段时间，然后再随机的更改这个方向。这样的规则会指导 Agent 既能具有一定的目的性，又能具有一定的探索性。

4.4.2.2.2 寻觅资源（F）

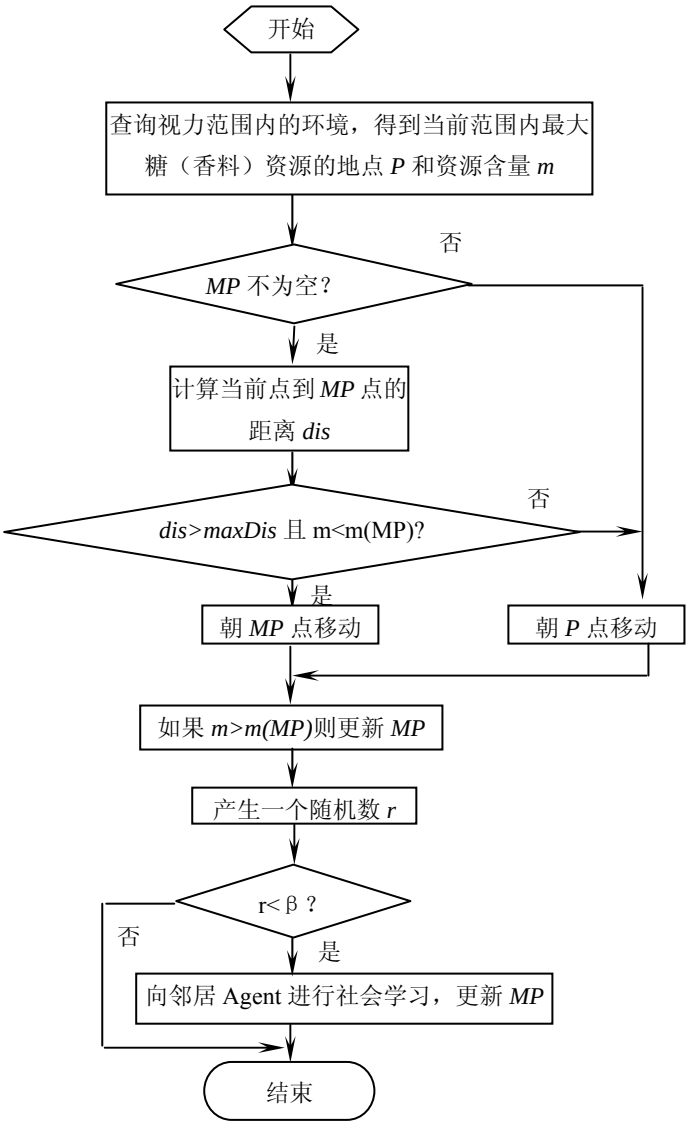


图 4-6 寻觅资源规则的流程图

每个 Agent 都必须能够有效的在虚拟世界中找到资源。一种很直接的设计思路是让 Agent 观察它视力范围内的方格，并移动到资源含量最大的点（Sugarscape 中的 Agent 移动

规则就是这样设计的）。然而这种设计会让 Agent 容易限于局部最优点而不能自拔，同时当 Agent 从缺乏糖资源转变到缺乏香料资源从而决策要找到香料资源的时候这种局部的移动规则不能有效指导 Agent 再次找到香料资源丰富的地方。

解决这个问题的一个方法是让 Agent 具有有限记忆功能，也就是它能够记住它所经历过的所有点的糖资源或者香料资源含量最大的点，并且这个点要根据新经历点的糖或香料的含量大小而不断更新，也就是当 Agent 遇到了糖或者香料含量更大的点，它就用新的点更新原来记忆的点。这样当 Agent 寻找糖资源或者香料资源的时候会“回忆”起它经历过的最大点而朝向那里移动过去。

然而单纯使用记忆最大点的方法会导致所有 Agent 都被锁死到一点上，如果 Agent 总是感觉需要糖资源，它就会粘在记忆中的最大糖资源点而不再移动。所以，我们采用了局部寻觅资源和利用记忆最大点的一种折衷的方法。具体也就是当 Agent 需要寻找糖或者香料的时候，它会先判断周围局部点的糖资源含量，如果足够大，那么它们会“就地取材”。否则它们会移动到记忆中糖资源含量的最大点。并且当 Agent 足够接近糖资源最大点的时候，它们又会重新利用局部寻觅规则。这样处理可以很好的避免 Agent 在原地转圈。具体流程如图 4-6。

其中，*MP* 为记忆中的资源密度最大点，*m(MP)*表示 *MP* 点的资源密度。*maxDis* 是一个预定的参数，表示记忆中的资源最大点在超过多大范围才开始对 Agent 的寻觅规则起作用。如果 maxDis 过小以至于 0，则 Agent 的行为会紧紧围绕记忆中资源最大点转圈子。β 为 Agent 进行社会学习的概率，社会学习的作用就是把邻居 Agent 的记忆中的最大资源点（如果资源数值大于自己的 *m(MP)*）拷贝过来。

4.4.2.2.3 聚集规则（A）

Agent 在进行交易或者繁殖的时候需要与其它的 Agent 交互，因此它们必须会有效的找到同伴所在地点。为了解决这个问题我们为 Agent 专门设计了聚集规则。当高层次分类器选择了聚集命令的时候，Agent 会按照聚集规则进行操作。

具体聚集规则是这样进行的：如果周围（视觉范围内）有其它的 Agent 存在，那么就往 Agent 聚集的地方移动。如果不存在其它的 Agent，可以调用寻觅规则找到记忆中 Agent 最密集的地方，并移动到那里。

我们可以把执行一次聚集规则的流程图绘制如图 4-7。

其中，*MP* 为记忆中的 Agent 密度最大点，*m(MP)*表示 *MP* 点的 Agent 密度。α 和 β 分别是调节距离偏好和社会学习概率的系数。距离 *dis* 越大，那么记忆中的 Agent 密度就要打越大的折扣，α >0 为 Agent 对距离远近折扣的偏好程度，如果 α 越大表示 Agent 越偏好距离较近的点进行聚集。β 为 Agent 进行社会学习的概率，社会学习的作用就是把邻居 Agent 的记忆中的最大聚集点（如果密度大于自己的 *m(MP)*）拷贝过来。后面我们会看到，α 和 β 两个参数对聚集行为会产生显著影响。

聚集是复杂系统中普遍存在的现象，现实社会中的人类群体存在着“扎堆现象”。经济系统也呈现出很强的聚集效应。尤其在买卖交易中，人们总会选择比较集中的市场来完成交易。这种集中市场的出现是一种经济社会中的涌现行为，开始的时候人们出于偶然的因素选择了某个特定的地点进行商品交换。这种集中市场的出现可以减少要完成交易 Agent 的搜索成本，因此会有越来越多的 Agent 选择该市场进行交易。这样出于某些偶然的原因，有些市场会被越来越多的 Agent 选择而逐渐成长、变大，这体现为一种自增殖的正反馈效应。

4.4.2.2.4 交易规则（T）

Agent 会对视力范围内的所有 Agent 进行循环，调用交易算法与所有的 Agent 进行讨价还价从而最终确定交易量和交易价格。因为 AEM 中仅仅存在糖和香料两种资源，所以交易的作用就是使得两两 Agent 完成商品交换。具体的交易算法我们将在下一章详细阐述。

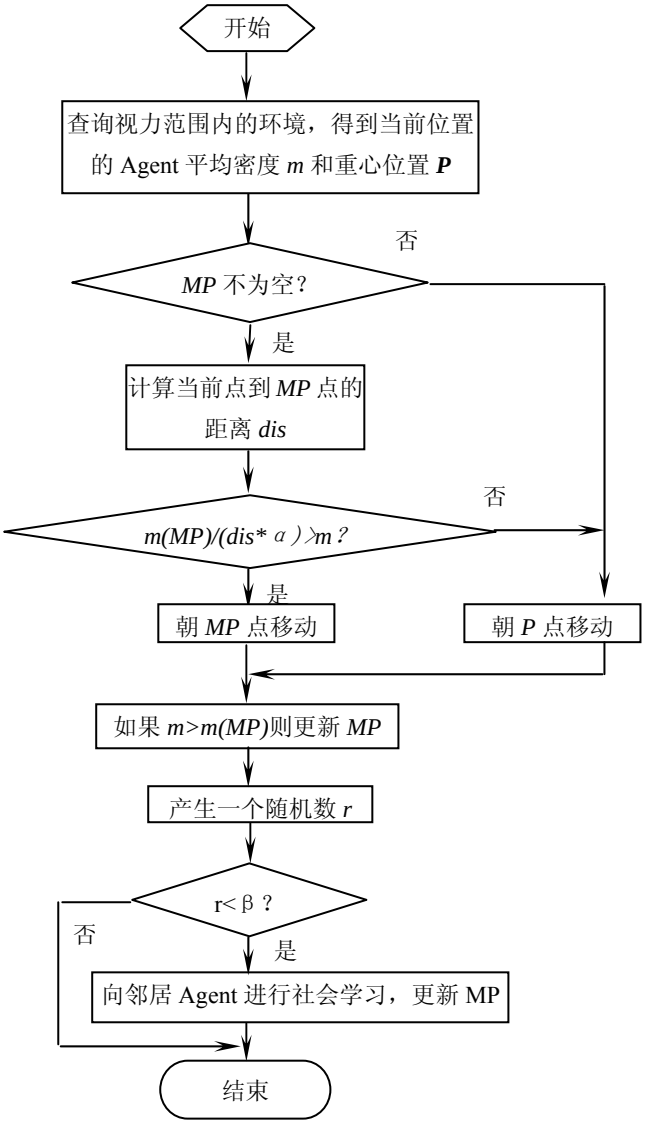


图 4-7 聚集规则的流程图

4.4.2.2.5 人工繁殖规则（AP）

为了让 Agent 能够在虚拟世界中完成进化，Agent 可以采用两种方式进行繁殖。第一种是人工繁殖，即程序按照一定的方法（适应度函数排序、选择算法）进行繁殖；另一种是 Agent 的自繁殖方式，将在下面介绍。

我们使用的人工繁殖规则类似于遗传算法中的疆域淘汰方法，也就是维持了一个恒定数目的 Agent 集合，当某一个 Agent 死亡的时候，系统就会调用人工繁殖规则进行遗传算法进化。

人工繁殖规则可以分为这几步骤完成[61]：

（1）计算所有 Agent 的适应度，适应度函数为：

$$fitness = energy / ENE_NORMAL + age \qquad (4\text{-}25)$$

其中 *age* 为当前 Agent 已经存活的时间，*energy* 为 Agent 当前的能量水平，*ENE_NORMAL* 为一个常数，表示每单位周期 Agent 平均消耗的能量。因此这个适应度函数可以估算出每个 Agent 将能够在内存中存活的最大寿命。

（2）其次，按照轮盘赌算法选择两个 Agent 作为双亲

（3）对这两个 Agent 进行交叉、变异操作生成新的 Agent，这个 Agent 将会继承双亲

的可遗传特征，以及完成遗传学习，即按照交叉和变异学习父母的分类器表。同时，新生的 Agent 为了生存还需要有必需的能量，系统给每个新生的 Agent 分配一个初始能量 *birthE*。但是系统并不给新生的 Agent 分配具体的资源，它们必须依靠自己去谋生。

按照这三个步骤系统就可以完成人工繁殖。值得指出的是，人工繁殖严格说不能算一种 Agent 的决策规则，但是为了与自繁殖规则比较方便，我们把它列到了 Agent 的规则集中。

4.4.2.2.6 自繁殖规则（P）

另外一种方式就是自繁殖，它是每个 Agent 的自主选择。也就是 Agent 自主通过分类器选择自繁殖规则 P 来进行繁殖。

首先，Agent 必须达到一定的年龄才可能进行自繁殖（系统事先设定的一个常数）；其次，只有异性 Agent 相遇才能繁殖。因此当某个 Agent 符合了繁殖条件并由分类器系统下达了繁殖指令的时候，该 Agent 才会执行自繁殖规则。它们会按照聚集规则寻找其它的 Agent，然后在所有的邻居中找到符合繁殖条件（异性，超过繁殖年龄）的 Agent，然后就可以进行繁殖操作。

按照上一章的叙述，新诞生的 Agent 会继承父母的遗传特征（视力半径、新陈代谢率），并且还会从父母那里得到必要的初始能量（父亲和母亲都把一部分能量分给子女）。另外，子女还可以继承父母的分类器规则，这一点我们将在下面的学习主题中再介绍。

自繁殖与人工繁殖最大的不同就在于自繁殖更能体现系统自发涌现的思想，但是在各种仿真试验中我们发现，自繁殖效率很低，我们一般需要等待很长时间才能看到 Agent 群体的进化效应。所以，人工繁殖恰恰能弥补这点不足，它可以加快进化的速度，同时人工繁殖还能够维持一个固定数目的 Agent 种群，这有利于我们进行比较分析。

AEM 系统用到的核心决策规则就这些，当然我们还可以添加更多的规则探索各种各样 Agent 可能的活动，另外我们也可以关闭某一种规则，这样能够帮助我们更加清楚的分析某种单一决策行为如何影响 Agent 经济系统。每一种决策规则都能够指导 Agent 在当前环境下如何进行行动，也就是分解为上、下、左、右等各个方向的移动。这里介绍的决策规则大多数都非常简单，有的甚至只有几行代码，但是 Agent 在这些简单代码的指挥下却能够涌现出各种复杂的行为动态。

4.4.3 Agent 的进化与学习

4.4.3.1 进化

进化分成三个要素：遗传、变异和选择。

4.4.3.1.1 遗传

当系统进行人工繁殖或者允许 Agent 自我繁殖的时候，遗传就会发生。在 AEM 模型中 Agent 的视力半径 r，新陈代谢率 m_1,m_2，以及初始时刻的位置坐标点都是可以被遗传继承的。

具体在任意时刻假设任意两个 Agent：Ag_1 和 Ag_2 要进行生殖，则一个新的 Agent 会诞生，我们记为 Ag，我们可以用下面的办法来完成 Agent 各种遗传型的遗传：

$$r(Ag) = (r(Ag_1) + r(Ag_2))/2$$

$$m_i(Ag) = (m_i(Ag_1) + m_i(Ag_2))/2\text{，其中 } i = 1,2 \qquad \text{（4-26）}$$

也就是新诞生的 Agent 的视力范围和各种资源的新陈代谢率是它父母的相应属性的混合。

新诞生的 Agent 位置是它的父亲或者母亲周围的一个空着的（没有其它 Agent 占据）方格。这样，每个 Agent 出生的时候就有了一定的地理资源“禀赋”，有的 Agent 可能出生在资源比较充足的地理区域，而有的则可能生下来就在资源比较匮乏的地区。

4.4.3.1.2 变异

同时，新出生的 Agent 的遗传属性还会受到自然界的变异干扰。当新 Agent 诞生的时候，它的新陈代谢率、视力半径会以一定的小概率 P_m 重新在允许的参数空间中取值。所以，每个 Agent 诞生的时候并不一定精确的对其父母的遗传型取平均值，这就导致了系统的创新性。

4.4.3.1.3 选择

另一方面，系统还必须营造一种选择的机制，也就是说需要制定规则让什么样的 Agent 进行遗传，以及让什么样的 Agent 被淘汰掉。结合上面讨论的人工繁殖规则和自繁殖规则，选择也通过两种方式来进行。

当 AEM 系统进行人工繁殖的时候，类似于标准遗传算法，新生 Agent 将从人工通过适应度函数排序选择的双亲父母那里继承遗传特征。

另外，在两个 Agent 进行自繁殖的时候，它们会自发选择繁殖的时间和地点以及与谁进行繁殖，那么繁殖得到的后代很自然的就继承自它的双亲，这样系统将繁殖什么样的 Agent 个体完全是系统自发决定的，设计者没有外界干预。

无论哪种方式，Agent 被淘汰只有一条，这就是当 Agent 拥有的能量为 0 的时候，它会被系统删除掉。

4.4.3.2 学习

Agent 的学习包括个体学习、社会学习、遗传学习，在 AEM 的 Agent 设计中，这三种学习方式都可以体现在不同的决策规则中。

4.4.3.2.1 个体学习

首先，Agent 需要完成的一个主要功能就是交易。如果把交易理解为一种博弈的话，那么 Agent 会在反复的交易博弈中不断地进行学习。因此交易决策规则就包含了个体学习，我们将在下一章详细进行论述。另外，Agent 的寻找资源规则也可以认为具有个体学习能力，因为 Agent 会在不停的寻找资源活动中更新自己的最大资源含量点。

4.4.3.2.2 社会学习

社会性学习主要体现在寻找资源规则中。我们为寻找资源规则加入了下面的功能：当一个 Agent 正在寻找某种类型的资源的时候，如果与另外一个 Agent 相遇了，那么这个 Agent 就会把另外一个 Agent 所找到的资源最大点拷贝给自己（前提是别人找到的资源最大点比自己找到的要好）。这显然会提高 Agent 寻找资源点的效率，它可以被看作是一种社会学习过程。整体的运行会发现，这种社会学习可以帮助整个 Agent 群体更加快速、有效的寻找到资源点。

4.4.3.2.3 遗传学习

遗传学习是指 Agent 一出生就可以获得的一些天生的“禀赋”。除了 Agent 的遗传特征来源于父母遗传以外，每个 Agent 的分类器规则也可以遗传自它们的父母。而且分类器规则在遗传的过程中还会按照遗传算法执行交叉和变异操作。这会导致新出生 Agent 所具有的分类器规则有创新特性。我们可以把这种分类器规则的遗传学习过程理解为每个 Agent 受到的启蒙式家庭教育的过程。

虽然很难想象我们做事情的规则方式被编码到了基因组中而能够遗传给后代，但是我们

可以认为这些为人处世的规则是可以被每个人的家庭通过启蒙教育的方式传递给后代的。然而在 AEM 的仿真世界中，我们当然没有必要模拟整个家庭对后代 Agent 的教育过程，所以我们可以把分类器规则看作是可以被直接遗传的特征传递给后代。也就是说新出生 Agent 的启蒙教育学习过程被浓缩到了它的遗传过程中，因此 Agent 一出生便具备了其父母分类器规则的混合分类器规则表。

为了进一步清除的看出各种学习、进化方法对 Agent 的影响，我们列表进行了比较。

表 4-2 AEM 中各种学习、遗传方法的比较

名称	操作对象	操作方法	发生时间
遗传	Agent 的各种物理属性（包括视力范围、新陈代谢率）	将父母的数值进行拷贝，并以小概率产生变异	新的 Agent 诞生的时候
个体学习	Agent 交易算法的参数	按照第 5 章的算法，更新参数值	Agent 与其它 Agent 交易的时候
社会学习	糖、香料资源最大点、Agent 密度最大点	将其它 Agent 的值拷贝过来	Agent 与其它 Agent 相遇的时候
遗传学习	Agent 的决策分类器规则	拷贝父母的分类器规则，并以小概率产生变异	新的 Agent 诞生的时候

4.5 本章小结

总结起来，本章主要提出了基于人元的 Agent 模型，给出了 Agent 模型的形式化描述。另外，对于 Agent 的心智部分建模，本章还提出了一种适应性决策模型的 CRA 体系结构。

基于人元的 Agent 模型主要把 Agent 分成主元和客元两个部分来讨论和建模。我们可以把 Agent 的客元部分理解为 Agent 的“身体”，而把主元部分理解为 Agent 的“心智”。传统的 Agent 模型或者过分强调 Agent“心智”部分的建模，而忽视了 Agent 的“身体”，或者把“心智”和“身体”混在了一起。然而在 ACE 建模过程中，每个 Agent 在虚拟世界中首先是一个客观的“物理实体”，同时它又是一个具有内部心智的会自主决策的智能程序，所以我们有必要运用人元模型的思想把 Agent 的“身体”和“心智”进行分别讨论。

总结起来，我们可以把 Agent 的主元、客元和环境这三者的关系总结成图 4-8：

采用 Agent 的环境、客元（身体）和主元（心智）三者相分离的方法可以既让复杂的属性来源于系统的自发涌现，又能为系统适当增加人为设计的因素。以这种模型为基础，我们就能把建模者的外在设计问题集中于对系统环境以及 Agent 的客观属性和物理模型的设计，并通过引入进化机制让部分客观属性也能够参与到进化中来。我们认为基于人元的 Agent 模型能够较好的平衡人为设计和程序自发涌现能力之间的关系。

另外基于 CRA 体系结构的适应性决策模型的主要思路来源于行为决策理论，也就是把人们的决策过程分为感知、推理、行动三个阶段。然而传统的行为决策理论很难对感知部分进行建模，因此我们采用了分类器系统，它可以很好的模拟人类具有不确定性、模糊性、层次性的感知过程。与很多 ACE 文献研究方法不同的是，我们没有让分类器输出直接作为 Agent 的行动部分，而是让分类器系统连接到了决策规则集上。决策规则集是一个很多决策规则构成的“适应性工具箱”，人们会根据不同的环境、决策局势适应性的选择决策规则。每个决策规则都可以看作是行为决策理论中的决策启发式，它们往往功能单一、简单，然而却非常有效，而且可以通过学习从而不断的改进。最后，决策规则会指导 Agent 完成决策的执行也就是输出 Agent 的行为动作。

采用这三层体系的建模方法与传统的 Agent 建模方法有明显的优势：

1、 Agent 决策器的体系结构成了一个多层次、多个子系统相互协调的复杂系统；

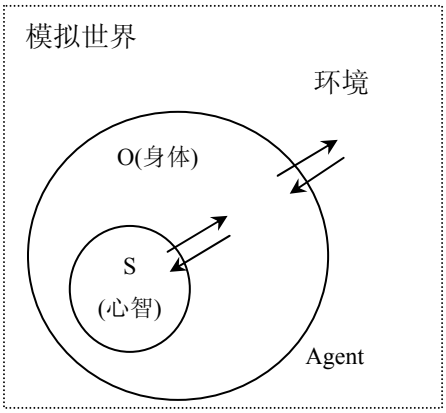


图 4-8 环境、客元和主元的关系

（其中箭头方向为信息的流入流出方向）

2、 这种体系结构可以融合反应式 Agent、慎思型 Agent 和适应性 Agent 的优点，因为人们可以采用任何一种现有的结构来扩充 Agent 的决策规则集；

3、 Agent 的适应能力是体现在多个层次的学习特性之中的，因此 CRA 体系结构可以动态、适应性的调节以应付各种不同的环境。

Sugarscape 的 Agent 设计过程中也用到了规则集的概念，但是 Agent 选用什么规则完全是用户事先指定的，这就降低了 Agent 的自主性。人工股市模型以及其它大量的 ACE 文献都采用遗传编程、分类器系统建造 Agent 模型，但是这些 Agent 模型往往是一个扁平的复杂适应系统，因而人们仅仅能够利用这些 Agent 研究单一结构的博弈问题。而人类在经济社会面临的往往不仅仅是一种或几种的博弈结构，因此 CRA 体系结构显然能够更好的模拟现实中的人类决策过程。

5 Agent之间的交互——商品交换

前面的章节比较具体地讨论了Agent建模问题。而ACE中另外一个关键问题就是Agent之间的交互。在第2章中我们简单提及了Agent之间的交互，把它分成了交互方式和交互的拓扑结构两个问题。在AEM模型中，任意两个Agent之间的交互都是基于二维网格的，也就是说只有两个Agent在二维网格上是空间相邻的，它们之间才能发生交互。在AEM模型中我们主要研究两个Agent的商品交换，这属于直接交互，可以看作一个博弈问题。商品交换的规模和比例则应该根据Agent双方各自的偏好，进行协商、讨价还价而定。因此，如何制定Agent之间的商品交换规则成为了本章的核心问题。首先，我们大致回顾了有关人类交换问题的研究历史，然后我们讨论了在AEM这个Agent世界中的交易规则。

5.1 历史回顾

福利经济学认为交易会使得交易双方的利益同时得到改善，人们可以用埃奇沃思盒形曲线图来表示交易双方的商品分配。所有的帕累托有效配置可以连接而成一条契约曲线。 因此，我们可以预言如果交换是公平而有效率的，那么交换点就一定发生在契约曲线上，然而具体在曲线上的哪一点完成交换，福利经济学并没有给出预言，因为这需要涉及交易双方的讨价还价问题[103]。讨价还价问题是博弈论中的一个经典问题。纳什最早给出了一个描述讨价还价问题的博弈论模型[104]。然而纳什的讨价还价模型是一个静态的模型，现实中人们讨价还价是一个动态的过程。因此鲁宾斯坦等人提出了动态的讨价还价博弈模型[104]。

虽然经典经济学理论就两个人之间的商品交换问题给出了精彩的分析讨论，但是这些结论都是规范性的。然而，现实社会中的人们是否按照经典理论描述的这样完成交易呢？实验经济学尝试用试验的方法回答这些问题。

Smith是最早使用试验方法对人们的交易行为进行探讨并得出有意义结论的人。他运用“双向拍卖”制度研究由若干被试构成的模拟市场交易，得出了即使在有很少人参加的市场交易中也能在全局很快收敛到均衡价格这一被经典经济理论忽略的结果，而且还广泛探讨了有关市场理论的各种影响因素。关于讨价还价问题，实验经济学也得出了不同于经典理论的结果。Nydegger等人[105]以及Roth等[106]最早利用试验的方法验证纳什的讨价还价模型，并得出纳什解的几个基础公理太稀疏以至于无法解释广泛的讨价还价结果，特别是当收益和信息是非对称的情况下，人们更倾向于违背纳什谈判公理。Ochs和Alvin[107]，Eythan等[108]，Bolton和Gray[109]的试验证明了在动态讨价还价情形下，人们的行为也可能会系统性的偏离经典决策论预言的均衡结果。另外，讨价还价问题还与环境和其它相关因素有较强的依赖性。

ACE模型并不寻求对人们交易过程以及讨价还价过程的规范性描述，而是用模型化的方法探讨用智能Agent实现人类交易行为的模拟，尤其关心的是交易过程中Agent的适应学习过程。例如，Tesfatsion就设计了一个交易网络博弈的模型，用来模拟大量的买者和卖者构成的市场[112]。Epstein和Axtell[23]的糖域模型研究了任意两个Agent就两物品的交换模型。每个Agent都有一个自己的效用函数。当任意两个Agent相遇的时候，它们会根据效用函数计算出边际替代率；这样，Agent就可以确定出自己需求的商品是什么。然后，系统用两个Agent的边际替代率的平均值作为对讨价还价过程的简化模拟而确定出最后的交换比例，也就是价格；最后，双方不停的重复这一过程完成商品交换，一直到都不能再提高效用的时候为止。糖域模型中的交易算法特点是：没有参考价格信息、交易是局部的非中心化的，双方的协商是自动化的，双方的偏好是不同的。

用Agent研究讨价还价问题也是一个很有意义的方向，尤其是随着近年来电子商务的普

及，人们开始关注各种各样的谈判算法。Axtell 用一个进化的多 Agent 模型研究了多个 Agent 之间的讨价还价博弈，并探讨了社会规范对 Agent 的影响[110]；van Bragt 等人[111]用进化策略研究了动态讨价还价博弈过程。总之，ACE 模型是研究交易问题、讨价还价过程的一种有利方法，它一方面放弃了经典经济学中的很多强假设条件；另一方面用模型化、形式化的方法研究交易和谈判问题，为模拟有限理性的交易者提供了可能。

5.2 两个 Agent 的交易模型

5.2.1 背景

在 AEM 中，两个 Agent 相遇的时候会发生商品的交换，也就是 A 可能用自己的糖去换 B 拥有的香料。这种交换过程需要考虑几方面的因素：首先，A 和 B 是否愿意进行交换？这要看两个 Agent 首先需要衡量自己对两种物品的需要程度。其次，用什么样的比例完成交换？也就是用多少比例的糖换取多少比例的香料的问题，如果我们把香料作为一种基准的交换等价物，那么 1 单位糖相当于多少单位香料就反映了糖的价格。确定价格应该是根据双方的利益协商的结果。确定了交换价格以后，双方 Agent 还要确定交易的规模，也就是在当前的协商价格下，双方应该交换多少物品。最后，两个 Agent 应能根据这次的交易实践而总结经验，完成学习。整个交易过程应能较好的模拟现实社会中的人类交易过程，而不是追求宏观均衡结果和传统经济学中强调的“公平”协议的实现。因此，在交易模型的设计中，我们应主要体现 Agent 自身的私人信息以及 Agent 可以动态学习的过程。这样，Agent 之间就会呈现出一种既竞争又合作的复杂关系，并且它们将能按照学习算法不停的适应、学习。

本文所讨论的交易模型主要参考 Sugarscape 中的交易模型。但是与 Sugarscape 模型不同的是我们考虑了 Agent 在交易过程中可能并不总是真实按照自己的需求报价，而是既参考自己的偏好，又参考学习得来的有关价格的经验积累，同时还有可能按照某种贪心程度谎报自己的需求以谋取更大的利益。另一方面，我们设计的 Agent 交易模型具有一定的学习能力，因此它们可以不停的变换交易策略，这些功能都是 Sugarscape 交易模型没有探讨的。

5.2.2 基本假设

每个 Agent 都有一个效用函数能够反映偏好，具体效用函数的表示如下：

$$U = x^{\frac{m_1}{m_1+m_2}} y^{\frac{m_2}{m_1+m_2}} \qquad (5\text{-}1)$$

其中，x 和 y 分别代表 Agent 当前糖和香料的拥有量，m_1 是 Agent 的糖的新陈代谢率，m_2 是香料的新陈代谢率。这样，该效用函数能够比较好的反映 Agent 对两物品的偏好。在第 4 章叙述的物理模型中，我们假设 Agent 需要消耗糖和香料的混合资源才能获得新的能量。消耗每种资源的快慢就用两种资源的新陈代谢率表示，新陈代谢率越大，Agent 消耗这种资源越快，因此它对该资源的需求也越大，因此效用也越高。当任意一种资源为 0 的时候，Agent 就不能获得能量的增益。按照效用函数的计算，这个时候 Agent 的效用为 0，因此效用函数是与我们设计的物理模型相一致的。

假设 1：每个 Agent 都用效用函数（5-1）计算效用，并且按照效用函数值衡量自己的偏好。

其次，我们需要考虑在两个 Agent 交易的时候，双方按照什么规则进行出价，我们假设 Agent 需要从三个方面来确定自己的出价信息：

假设 2：每个 Agent 都会根据自己对资源的偏好、交易的历史价格信息以及贪心的程度来确定本次交易的价格。

交易的历史价格信息体现为Agent的老练程度，而且能够在一定程度上体现局部交易的平均水平。这一点是与我们的日常生活相符的，也就是人们可以通过有限次的交易中获得关于某物品的平均价格。

如果某人在商场中身经百战，那么它就可能会在这些交易经验中学会隐蔽自己的私人信息从而获得更大的收入。这就是Agent贪心程度所反映的信息。随着Agent交易成功次数的增多，Agent会变得越来越贪心，因此它就越来越想通过交易使自己获得更多的利益，最后直到它尝到了失败的滋味，它的贪心程度才会降低。

假设3：两个Agent的讨价还价结果可以用两价格的平均值来近似替代。

在现实生活中，人们是通过讨价还价来最终确定交易价格的。如果从抽象化的角度来讲，讨价还价就是一个反复的跌代过程，不断根据对方的提价和自己的底价确定一个价格。最后确定的价格往往是在两人最开始设定的价格之间。因此开始的提价能够给对方提供部分信息，也能够迷惑对方使得交易结果对己方有利。当然，开始开价太高的代价是有可能使得交易根本不可能完成，所以人们必须要在贪心和风险之间寻求平衡。

在Agent的交易过程中，我们简化了两个Agent的讨价还价过程，而采用求两价格平均数的方法确定最终的讨价还价结果。同时，两个Agent的开价会决定平均值偏向哪一边，所以该模型能够既做到交易比较公平，又做到Agent能够在此规则体系下体现出它的私有信息和谈判策略。

5.2.3 交易过程

根据上面的三条假设，我们能够设计出来下面的交易过程。

5.2.3.1 根据边际替代率确定偏好

根据效用函数（5-1），我们能够确定对于Agent来说香料对糖的边际替换率：

$$MRS_{21}=\frac{dy}{dx}=\frac{\dfrac{\partial U(x,y)}{\partial y}}{\dfrac{\partial U(x,y)}{\partial x}}=\frac{\dfrac{m_1}{m_\tau}x^{(m_1-m_\tau)/m_\tau}y^{m_2/m_\tau}}{\dfrac{m_2}{m_\tau}x^{m_1/m_\tau}y^{(m_2-m\tau)/m_\tau}}=\frac{m_1 y}{m_2 x}=\frac{\dfrac{y}{m_2}}{\dfrac{x}{m_1}}=\frac{\tau_2}{\tau_1} \qquad (5\text{-}2)$$

其中，$m_\tau=m_1+m_2$。$\tau_i, i=1,2$，反映的是Agent当前拥有的第i种资源可以维持的时间。因为根据Agent的物理模型，每个周期Agent都要消耗m_i单位的第i种资源。也就是说两物品的边际替代率反映了Agent需要哪一种物品的紧急程度，如果某种资源越接近消耗光，那么Agent就越需要这种资源，因此它的相对边际替代率就越大。

在（5-2）中，如果$MRS_{21}>1$，那么Agent就会更加偏好香料，如果$MRS_{21}<1$则表示Agent偏好糖。因此，在任意时刻，只要我们计算（5-2）式就能得到Agent对两种资源的偏好。

5.2.3.2 确定各自的初始价格

不失一般性，我们把香料资源看作是一般等价物，这样就可以用香料来定义糖的交易价格为：

$$p=\frac{\Delta y}{\Delta x} \qquad (5\text{-}3)$$

其中，Δy 表示的是两 Agent 交易的香料的量，而 Δx 是交换的糖的量，这样（5-3）反映的就是一次交易中每单位糖交换得到多少单位的香料，也就是相对于香料来说糖的价格。

在交易进行之前，每个 Agent 会根据自己的偏好和需求确定交易的比例。在一般情况下，我们可以直接利用（5-2）式来确定香料的交换价格，因为它真实的反映了 Agent 对两物品的偏好以及需求程度。Sugarscape 中两 Agent 的提价就是根据（5-2）式完成的。

然而，我们认为现实的经济交易中人们并不一定按照类似公式（5-2）的边际替代率来提价。这是因为，首先人们很难精确的计算出边际替代率；其次，人们提价的时候可能会隐藏自己的真实偏好信息以期望在交易中获得更大的利益。

根据假设 2，Agent 是根据自己的偏好、交易的历史价格信息以及贪心的程度来综合确定本次交易的初始价格的。

也就是说，初始价格由下式确定：

$$p_0 = f(MRS, \theta, \lambda) \tag{5-4}$$

其中 *MRS* 为糖对香料的边际替代率，它反映了 Agent 的偏好。θ 为 Agent 根据它所经历的交易历史信息而确定的价格平均值，也就是说：

$$\theta = \sum_{t=T-h}^{T} w_t p_t \tag{5-5}$$

其中 p_t 表示第 t 期的最终成交的交易价格。w_t 表示对第 t 期价格的加权。T 表示的是当前的周期，h 表示 Agent 能够记忆的历史深度。一般情况下，我们假设离 T 越靠近的历史价格信息越能影响 Agent 当前的判断，所以 $w_t > w_{t-1}$ 对所有的在 $[T-h, T]$ 中取值的 t 都成立。这样 θ 就是一个历史交易价格的加权平均值。

（5-4）中的 λ 为一个大于等于 0 的整数，反映的是 Agent 在讨价还价中的贪心程度，它是一个可以随着交易的不断进行而不断变化的量，后面我们将具体叙述 λ 如何确定。接下来我们对 f 的具体形式进行讨论。

我们可以把 f 分解为两阶段的映射。首先 Agent 会根据自己的真实偏好和历史交易价格进行比较，确定一个最有利于自己的交易价格。其次，Agent 会在这个价格的基础上根据贪心程度 λ 进行提价。

假设当前 Agent 的 *MRS>1*，也就是 Agent 更加需要糖，所以它会买入糖而卖出香料。那么，为了使得自己获得更大的收益，Agent 根据下式确定第一阶段的糖价格：

$$p_1 = \min\{MRS, \theta\} \tag{5-6}$$

即选择二者最小的一个。到目前为止，Agent 并没有试图在交易中获得额外的收益，它所作的无非是根据历史价格或者自己的偏好确定提价。接下来，Agent 会根据自己的贪心程度在 p_1 的基础上进行价格压低，得到 p_2：

$$p_2 = p_1 - \lambda \tag{5-7}$$

很显然，如果 Agent 越贪心，它也就会更愿意把价格压低。此等式成立的前提是 $p_1 - \lambda \geq 1$。而当 $p_1 - \lambda < 1$ 的时候，表示 Agent 在交易中非常贪心，它甚至希望能用 1 单位糖换取<1 单位的香料。假设 p_1=2，$\lambda = 3$，那么 Agent 最多使得价格 p_1 降到 1，如果再把价格降低就表示多单位的糖换取 1 单位的香料。所以此时如果 Agent 继续贪心，那么价格应

该呈现到分母上，也就是变为 1/(1+3-2)=1/2。表示 Agent 希望用 2 单位的糖换取 1 单位香料。

综合（5-6）、（5-7），我们能够得到：

$$p_0 = \begin{cases} \min\{MRS,\theta\} - \lambda & if\ \min\{MRS,\theta\} - \lambda \geq 1 \\ \dfrac{1}{[\lambda - \min\{MRS,\theta\}] + 1/\min\{MRS,\theta\}} & if\ \min\{MRS,\theta\} - \lambda < 1 \end{cases} \quad (5\text{-}8)$$

其中，[*x*]表示对 *x* 进行取整。如果 Agent 的 *MRS<1*，那么 Agent 希望买进香料而卖出糖，所以他当然希望糖的价格越高越好，仿照上面的讨论，并且贪心程度应该加到价格等式的分母上，同时注意到等式成立的前提是分母不得小于 1，当出现大于等于 1 这种情况的时候，应做与（5-8）式类似的处理。因而我们能得到提价为：

$$p_0 = \begin{cases} \dfrac{1}{1/\max\{MRS,\theta\} - \lambda} & if\ 1/\max\{MRS,\theta\} - \lambda \geq 1 \\ \max\{MRS,\theta\} + [\lambda - 1/\max\{MRS,\theta\}] & if\ 1/\max\{MRS,\theta\} - \lambda < 1 \end{cases} \quad (5\text{-}9)$$

根据（5-9），Agent 首先根据偏好和历史交易价格信息确定最小的香料价格。如果 Agent 是贪心的，他当然希望得到更高的价格。注意到此时价格是<1 的，所以 Agent 可以通过在分母上减去 λ 单位实现降低实际价格，从而使得自己获得更大的收益。

在交易中，买卖双方各自根据自己的（5-8）或（5-9）确定初始的价格提出。当然此时提出的价格并不一定与最后的成交价格相等，但是它能够向对手传递适当的信息。双方都无从判断对方给出的价格究竟是否反映了实际的偏好以及市场的平均水平信息，而且也不知道对方的价格包含多大的“水分”，因此确定最终的交易价格需要依靠讨价还价的步骤来处理。

5.2.3.3 讨价还价

实际的交易中，人们需要经过比较复杂的讨价还价阶段才能确定最终的交易价格。然而无论多么复杂的讨价还价过程，我们都可以把讨价还价确定的最终交易价格看作是 A,B 双方初始提价的函数，也就是：

$$p = g(p_0^A, p_0^B) \quad (5\text{-}10)$$

而且一般情况下满足：

$$p \in [p_0^A, p_0^B] \quad (5\text{-}11)$$

实际交易中函数 *g* 体现为一个较复杂的跌代过程，然而在 AEM 中，考虑到计算量的问题，我们把这一过程简单化处理，根据假设 3，我们可以用几何平均值来简化讨价还价过程（参见文献[23]），也就是：

$$p = \sqrt{p_0^A p_0^B} \quad (5\text{-}12)$$

这样，根据（5-12），我们就能确定最终的交易价格。

5.2.3.4 确定交易方向

其次，两个 Agent 应该确定交换的方向，也就是说谁买入糖，谁买入香料。如果在理想情况下可能 $MRS_A > 1$ 而 $MRS_B < 1$，那么很显然 A 买入糖，B 买入香料。但是，在更一般

的情况下可能 $MRS_A > 1$ 和 $MRS_B > 1$ 同时成立，或者<1 同时成立，也就是说两个 Agent 需要相同的资源。

在现实生活中，往往是卖者首先提出交易的物品，而买者有决定购买或者不购买的权利。因此如果我们假设 A 首先提出来要与 B 完成交易，那么 A 就是卖者，它会根据自己的初始偏好决定卖糖还是香料，而 B 不具有选择交易方向的权利，但是有拒绝与 A 交易的可能性。因此，我们认为交易的方向将以提出交易者 A 为标准。我们用下表可简单表明交易的方向：

表 5-1 物品交易的方向

	A（提出交易者即卖者）	B（接受交易者即买者）
$MRS_A > 1$	卖出香料，买进糖	买进香料，卖出糖
$MRS_A \le 1$	卖出糖，买进香料	买进糖，卖出香料

很显然，这种交易方向的设计更有利于提出交易者即卖者。这在日常生活中也是可理解的，一般情况下，卖者在交易中处于优势的地位。

5.2.3.5 完成交易

双方一旦确定了本次交易价格就不能改变，接下来，双方 Agent 开始按照价格信息确定糖与香料的交换比例完成交换，并确定最终的交易量。我们可以采用下面的方法来确定交易量[23]。

假设两 Agent 之间的交易是离散进行的，也就是说每次只能完成一个单位的糖或者香料的交易，我们把这一单位物品的交换称为单位交换。如果 A 卖出香料，买入糖，并且最终的价格是 $p>1$，那么 A 将会把 p 单位香料给 B，并且 B 给 A ：1 单位的糖。相反，如果 p<1，那么 B 会给 A ：1 单位的香料，而 A 给 B： [1/p]单位的糖，如果 $p=1$，那么就用 1 单位糖交换 1 单位香料，方向以 A 为主。

不失一般性，我们假设 B 在这次单位交换中 x 和 y 的交易量表示为：$(\Delta x, \Delta y)$，那么我们可以计算 B 在这次交换中效用的变化量为：

$$\Delta U = U(x + \Delta x, y + \Delta y) - U(x, y) \qquad (5\text{-}13)$$

如果 $\Delta U > 0$，则表示 B 能够在这次单位交换中获益，它将会同意此次单位交换，并且再次进行下一单位交换。否则，B 会拒绝这次单位交换，使得整个交易过程结束。同样，A 也会拒绝继续交换而退出。

这样不停的一个单位一个单位交换进行下去，直到有一方不同意交换为止，这样确定的最终交易量就是本次的交易量。

5.2.3.6 学习

完成了每一次交易以后，Agent 会进入学习阶段。所谓的学习也就是 Agent 可以根据本次交易的结果进行参数的调整。具体的，Agent 需要调整的主要变量包括历史价格信息 $history = \{p_t \mid t \in [T-h, T]\}$ 和贪心程度 λ。

如果本次交易成功，也就是本次交易的 $\Delta x \neq 0$ 且 $\Delta y \neq 0$。那么首先 Agent 会记住这次

交易的价格，即用本次的 p_{T+1} 替换掉 *history* 中的 p_{T-h}，其次 Agent 的贪心程度可能会增长：

$$S_{T+1} = S_T + 1, \quad \lambda = [\frac{S_T}{M}] \tag{5-14}$$

其中，S_T 表示当前 T 时刻 Agent 连续成功的交易次数，M 为一个适当的>1 的整数，表示有几次成功可以让贪心程度 λ 增长。如果一旦某次交易失败，那么 $S=0$，即重新开始计数。

如果本次交易未成功，也就是 $\Delta x = 0$ 或 $\Delta y = 0$。那么 Agent 会重新设定贪心程度：

$$\lambda = 0 \tag{5-15}$$

并且，如果累计失败次数过多，大于某一事先确定的阈值 L，那么 Agent 将会重新设定历史价格信息，也就是：

$$history = \varnothing \tag{5-16}$$

联系（5-4）式不难理解，这样做的理由是，如果连续失败过多，那么 Agent 在下一次决策的时候将不会参考任何历史价格，也不会贪心，而是按照自己的真实偏好信息来确定交易价格。

5.2.4 交易算法

总结前面的讨论，我们不难给出当两 Agent 发生交易的时候，它们所遵循的交易算法规则如下：（假设 A 是提出交易的 Agent，B 是接受者）：

i. A 根据（5-4）计算本次交易的提价：p_0^A

ii. B 根据（5-4）计算本次交易的提价：p_0^B

iii. 系统根据（5-12）确定本次交易价格：p

iv. 根据表格 8-1 确定交易的方向，也就是

a) 如果 $MRS_A > 1$，那么 A 买入糖，卖出香料；

b) 如果 $MRS_A \le 1$，那么 A 买入香料，卖出糖；

v. 开始按照价格 p 进行单位交换；

vi. A 和 B 各自计算在本次单位交换情况下效用的增量；

a) 如果 A 或 B 有任意一方不能增加其效用值则退出到 vii；

b) 如果 A 和 B 在当前单位交换下都能增加效用值，则返回到 v；

vii. A 和 B 分别进行学习；

viii. 交易过程结束。

我们看到，两个 Agent 不仅能利用该交易算法完成交易过程，而且可以通过学习适当调节参数以使得自己尽量能够在交易中获得更大的利益。

5.3 实例分析

为了说明上述的算法过程，我们来看一个实例。假设 A 当前拥有糖 2000 单位，拥有香

料 4500 单位，并且它的新陈代谢率分别是：$m_1=2, m_2=3$。B 当前拥有糖 8000，拥有香料 4000，并且它的新陈代谢率分别是：$m_1=1, m_2=4$。

A 首先提出来要进行交换。在初始时刻，A 的 *history* 为空，λ 为 0，所以它用 *MRS* 作为自己的出价：$p_A=1.5$，即表示愿意用 1.5 单位香料换 1 单位糖（或者说用 3 单位的香料换 2 单位糖）；同样 B 根据自己的 MRS 出价为：$p_B=1/8$，也就是愿意用 1 单位香料换 8 单位糖。

这样，系统计算出交易价格 $p=\sqrt{p_A p_B}=1/2$，所以*[1/p]=2*，也就是用 1 单位糖能换 2 单位的香料。因为 $MRS_A>1$，所以 A 卖出香料，买入糖。双方开始一个单位一个单位交换物品，也就是 A 不断卖出香料给 B，同时获得 2 单位的糖。这个过程一直持续，直到双方有一方的效用函数值不再提高为止。通过计算机计算，我们得出最后的交易量是：糖 2400，香料 1200。A 和 B 在买卖过程中的交易量，以及各个状态量如下表所示：

表 5-2　A 和 B 的交易

	交易前			买入	卖出	交易后		
	糖	香料	效用			糖	香料	效用
A	2000	4500	3253.42	糖：2400	香料：1200	4400	3300	3702.45
B	8000	4000	4594.79	香料：1200	糖：2400	5600	5200	5277.65

通过交易，可计算出 A 的效用提升为：449.0，B 的效用提升为：682.8。显然交易使得双方都获益了，但是获益的程度却不一样。在此交易中，A 处于劣势。

为了说明学习对于提升 Agent 获益的必要性，并进行比较，我们假设 A 具有学习能力，而 B 不具有，让 A 和 B 再进行同样配置的若干次交易。设 A 能够记住最近 10 次交易的价格信息，也就是 *h=10*，而他的贪心程度每 5 次连续成功增长 1，也就是 *M=5*，那么在第 6 次交易中，A 得到的历史平均价格为 0.287，贪心程度为 1。因此，根据（5-8），此次 A 出价为：0.223。而 B 因为不具备学习能力，所以它仍然按照自己的边际替代率真实反映偏好，所以它出价还是 1/8。

系统计算交易价格 0.167，也就是相当于用 1 单位香料换取 5 单位糖。为了与表 8-2 比较，我们再次列出交易信息表：

表 5-3　A 学习后和 B 的交易

	交易前			买入	卖出	交易后		
	糖	香料	效用			糖	香料	效用
A	2000	4500	3253.42	糖：2400	香料：480	4400	4020	4167.89
B	8000	4000	4594.79	香料：480	糖：2400	5600	4480	4684.47

在这次交易中，A 的效用增量为 4167.89-3253.42=914.47，B 的效用增量为 4684.47-4594.79=89.68。显然 A 比第一次交易中提高了更大的效用，而 B 虽然也增加了效用但是增加的幅度反而不如第一次了。也就是说 A 通过学习学会了在交易中获得更大的利益。

为了更清楚地反映 A 学习过程，我们在 Edgeworth 框图上画出了 A 和 B 完成 15 次交易，也就是 15 次学习的交易结果。

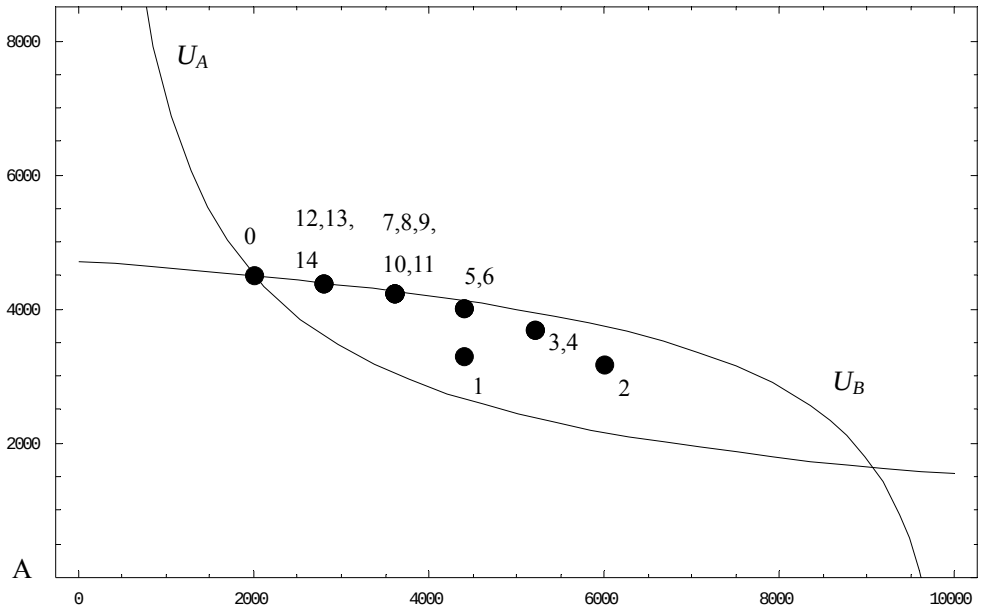


图 5-1 A 和 B 交换的 Edgeworth 框图

该图中的点表示 1~14 次谈判最终的交易价格（点旁边的数字为第几次交易），0 点表示谈判前双方的糖、香料拥有量。在这几次谈判中，A 可以通过学习提高效用，B 则不会学习。我们看到 A 首先会学习使得自己的效用升高（到 5,6 点最大），之后 A 仍然继续贪心，这并不能提高它的效用，因此从 5，6 点开始一直到 14 都让他获得的效用不断减小，直到最后第 15 次谈判破裂，A 和 B 不能成交（第 15 次没有在图中标出）。在这些交易过程中，B 的效用只有在 1 点最大，之后因为 A 会学习而 B 不会，所以它的收益一直在减小，但是 B 始终能够保持至少与交易前（0 点）持平的效用。

5.4 本章小结

本章我们就两个 Agent 的商品交换模型进行了讨论，它虽然是一种比较特殊的 Agent 之间交互方式，但是由于交换现象普遍存在于经济社会中，所以该问题具有鲜明的代表性。

在 AEM 模型化的经济系统中，我们提出了 Agent 之间的交换模型。该交换模型与传统的模型相比最大的特点体现为：Agent 之间的商品交换具有信息隐蔽能力，Agent 可能根据自己的贪心程度而谎报价格；Agent 在交易过程中考虑了交易历史信息；最后 Agent 具有学习功能，会调节自身的参数以便进一步通过交易提高自己的收益。

6 AEM 中的模拟结果与分析

在前面的各章节中，我们已经对 ACE 建模的一般方法和关键技术进行了比较详细的论述，并且以 AEM 作为实例描述了 ACE 的建模细节。本章，我们首先将 AEM 计算机模拟程序的大体框架进行了简单的介绍，接下来，重点分析了 AEM 中的模拟结果。计算机模拟试验分成了三个组，分别探讨在不同的基本设置、规则和参数条件下 AEM 系统中的不同侧面的涌现行为，包括社会分工与价格波动、组织的形成与演化、AEM 中的交易网络与流的形成及演化。其中第一组试验的价格波动的结论与传统经济学的价格均衡的结论进行了对比分析；第二组试验探讨了市场组织的形成与演化的问题，这在以往的文献中很少看到用建模研究的结果；第三组试验讨论了 AEM 虚拟社会中的流和交易网络的演化规律，属于用新方法研究新问题，并得到了一些新的结论。这些结论在以往的文献中还没有见到。在分析不同试验的涌现结果的时候，本章采用了不同的分析方法，包括动画展示、个体规则分析、时间序列分析、局部区域数据分析、人工社会中的网络分析，其中后三种方法属于本文新创的方法。最后，我们对整个 AEM 模拟结果得出的结论进行了总结。

6.1 程序实现和试验环境

6.1.1 总体框架

AEM 仿真系统采用面向对象的 Java 语言编程，并利用多线程技术实现了仿真程序的运转。为了更加清晰的说明 AEM 计算机模型的系统结构，我们先来介绍一下 AEM 仿真软件的总体结构。如下图：

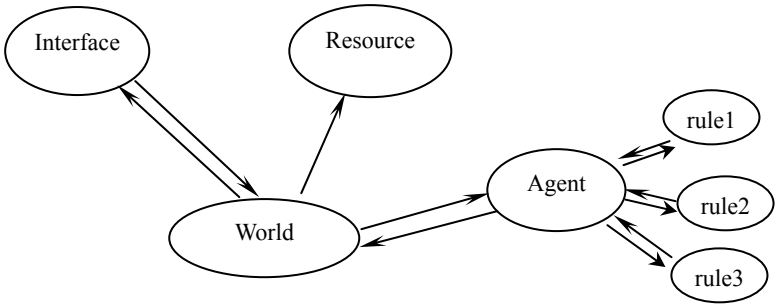


图 6-1　AEM 仿真软件总体结构

(图中每一个圆圈代表一个类，箭头方向表示相互作用方向)

这里，每一个模块都是一个或者若干具有独立功能的类。其中 World 模块是系统的核心，它主要负责数据的存储、总体控制、与其他各个模块之间的通信等功能。Interface 负责程序与用户的交互。Resource 是资源模块，负责资源的再生、销毁等工作。Agent 实现了每一个仿真个体的功能。其中 Agent 和环境以及 Agent 和 Agent 之间的交互都要通过首先与 World 交互来完成。

6.1.2 World 类说明

整个系统中，World 类是核心部分，因此我们将做具体的说明。在这里，我们把 World 类用伪代码的方式表示出来。

```
Class World{
    //属性：
```

```
    List agents; //世界中包含的所有 Agent 列表
    List resources;  //世界中包含的所有资源的列表
    long modelTime; //仿真周期（虚拟世界中的时间）
    int width=400,height=400;  //World 的尺寸

    //方法：
    Init();  //初始化函数，每当建立一个 World 类的对象，就调用此函数。
    OneStep();      /*程序在每一个仿真周期中都需要调用此函数，World 类按照自身的代码规律进
                    行运转。该函数相当于仿真世界中每一次钟表嘀嗒声 World 需要处理的所有动作。
                    此函数是 World 类的核心*/
    Run();          //虚拟世界线程运行的地方
}
```

此程序采用多线程方法来实现。具体的，World 类中的 Run 函数利用一个独立的线程进行永久的循环，除非用户从外面把它打断。在每一次循环中，Run 函数都要调用 OneStep 函数以便让 World 能够运转起来。Run 函数的伪代码如下：

```
Run(){
    Do while(true){
        //永远做该循环，除非用户从外界打断
        if (interrupted by the user) then break;
        OneStep(); //调用一次 OneStep 函数，让仿真世界运行一步
        modelTime=modelTime+1; //更新一下虚拟世界中的时间
    }
}
```

OneStep 函数主要负责下面一些事情：循环所有的 Agent，并让它们完成独立的运动。同时，系统还要在主循环中负责资源的再生。OneStep 函数可以用下面的流程图 6-2 表示：

其中，Size 为系统中 Agent 的总数。Compute 为每个仿真周期每个 Agent 需要完成的信息处理工作。下面，我们来详细说明 Agent 类的结构。

6.1.3 Agent 类说明

Agent 类的结构如下所示（仅仅列出了部分属性和函数）：

```
Class Agent{
    //属性
    int x;  //Agent 的 x 坐标
    int y;  //Agent 的 y 坐标
    int energy;  //总能量
    int resourceSuger;  //Sugar 资源的含量
    int resourceSpice;  //Spice 资源的含量
    List classifiers;  //所有的分类器规则列表

    //各种规则的类实例（属性）
    FindSugarStrategy finderSugar;          //寻找 Sugar 策略
    FindSpiceStrategy finderSpice;          //寻找 Spice 策略
    TradeStrategy trade;          //交易策略
    …
```

```
        //方法：
        Compute();        //每一个周期 Agent 需要做出的所有动作
        Metabolism ();       // Agent 的新陈代谢
        Observe();  //观察函数，察看附近方格的情况
        MakeDecision();  //决策函数，根据观察信息和分类器规则决定应该如何输出行动
        TakeAction();     //行动函数，根据已知的输出动作进行实际的移动或动作
}
```

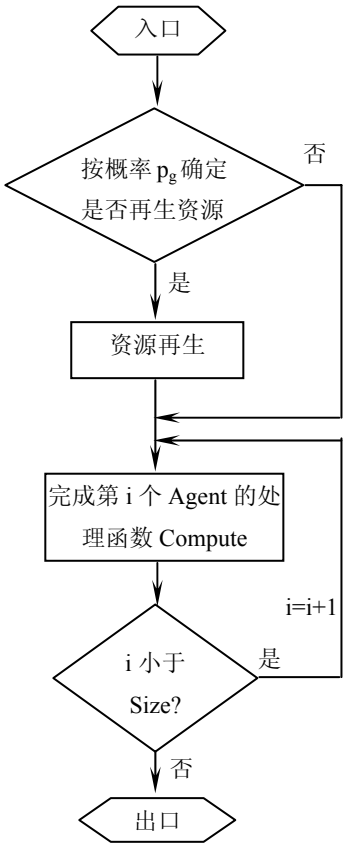


图 6-2 World 的 OneStep 函数

其中最关键的函数就是 Compute 函数，每一个仿真周期，World 中的 Agent 都要通过调用该函数进行一切活动。每个 Agent 都具有相同的 Compute 函数结构，我们把它的流程绘制成图 6-3：

其中物理模型主要负责资源的新陈代谢产生新的能量，以及更新 Agent 的一些客观属性。当 Energy≤0 的时候，Agent 就要死去，因而系统要为该 Agent 进行死亡处理，包括从 World 中注销该 Agent，在画面上清除 Agent 等操作。

决策器部分是 Agent 的核心，它主要包括了三个函数：Observe 观察，也就是从环境获得信息并且对输入信息进行编码；MakeDecision 函数，根据输入的编码信息循环所有的分类器库找到一个最匹配的分类器规则，进行决策（选择一个策略），并执行这个策略；最后根据决策策略的输出，系统完成具体的移动操作也就是 TakeAction。

在这三个函数中，MakeDecision 函数是核心部分，我们可以列出 MakeDecision 函数的流程图（图 6-4）。我们可以对不同的策略规则集合进行讨论，观察整体 Agent 的宏观行为。

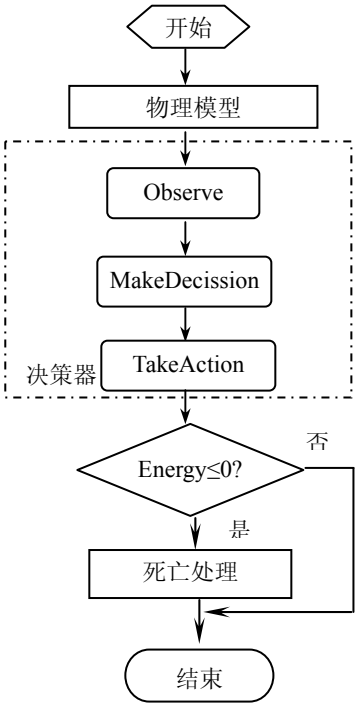


图 6-3 Compute 流程

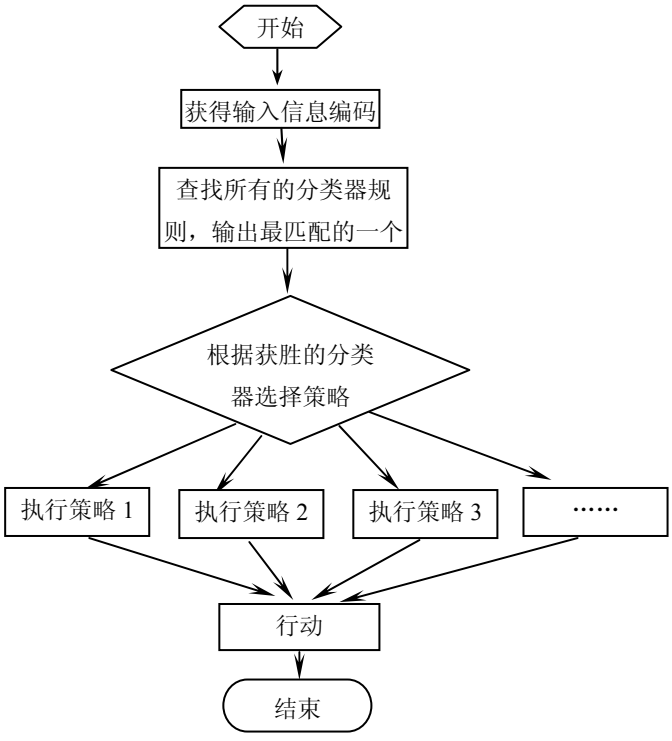


图 6-4 MakeDecision 函数流图

6.1.4 试验环境

AEM 试验环境的硬件配置、软件配置情况如下表所列：

表 6-1 试验环境

项目	配置
CPU	AMD 2.5GHz
内存	512M
操作系统	Microsoft Windows2000
编程语言	Java
IDE 开发环境	Jbuilder 9.0
JDK 版本	JDK1.4
数据分析工具	MS Visual Basic + MS Access

6.2 第一组试验——适应、分工与价格波动

6.2.1 基本设置

6.2.1.1 规则选择

在本组试验中，我们将分有交易和无交易两种情况。这两种情况的可选决策规则分别包括：

无交易情况：随机游走（M）、寻找糖资源（FS）、寻找香料资源（FP）、人工繁殖（AP）

有交易情况：随机游走（M）、寻找糖资源（FS）、寻找香料资源（FP）、交易（T）、人工繁殖（AP）

在这两种情况下为了 Agent 群体能够不至于全部死亡，我们使用了人工繁殖规则(AP)。也就是每当系统中的一个 Agent 死亡，则系统执行一次 AP 规则，该规则由 World 模块来执行，因此不在 Agent 的决策规则集合内。

6.2.1.2 参数设置

在无交易情况下的各项参数列表如下：

表 6-2 参数设置

Agent 数量	1000
资源再生概率	0.1
遗传算法的变异概率	0.05
遗传算法的交叉概率	0.2
每次移动消耗的能量	2
不移动消耗的能量	1
资源转换能量的比例	10
Agent 的最大寿命	1000
Agent 的最大视力半径	20
Agent 的最大新陈代谢率	50
每个 Agent 的分类器数目	10
资源分布区域半径	50
世界的宽度	400
世界的高度	400

在有交易情况下基本参数配置同上，关于交易算法的参数如下：

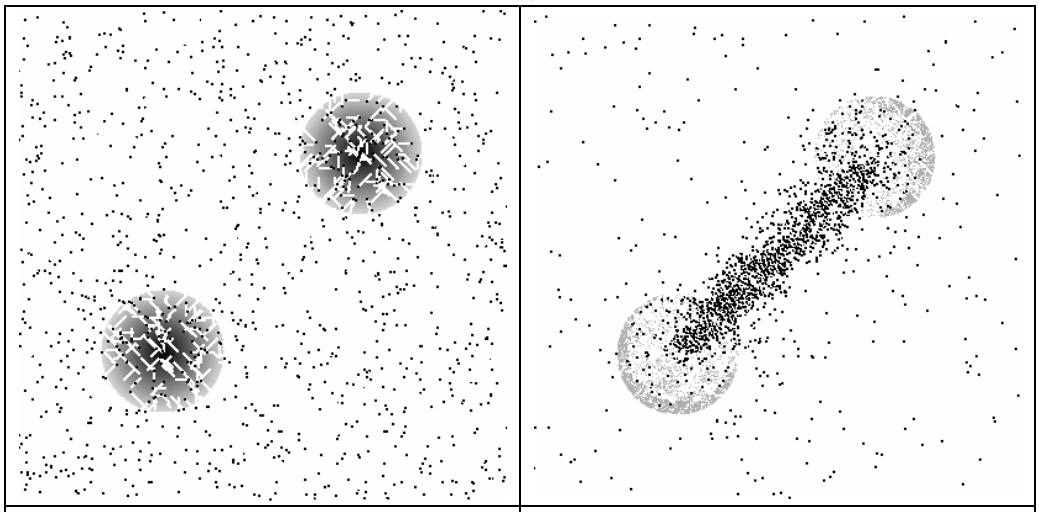
表 6-3 交易参数列表

Agent 记忆历史价格的长度	10
表现贪心的最小成功次数（M）	5

6.2.2 群体动态分析

6.2.2.1 无交易情况的动态

我们首先可以通过图形动画来定性考察 Agent 群体在无交易发生情况下的运动方式。



第 10 个仿真周期	第 6000 个仿真周期

图 6-5 第 10 和 6000 时刻的仿真图

图中灰色的区域为资源（左下角为香料，右上角为糖），黑色的点为 Agent

初始时刻，所有的 Agent 都随机的分布在 AEM 仿真环境中。我们看到，随着时间的推移，Agent 们不停的进化、学习，它们会找到糖和资源的所在地。然而由于每个 Agent 的物理模型决定它既需要糖也需要香料，这样才能维持更长久的存活时间，所以它们并不能停留在一个资源分布的地方，而必须往返于糖和香料两种资源之间。因此越来越多的 Agent 进化出能够感知自己糖资源含量和香料资源含量的规则，并且当糖消耗掉很多的时候，它们会利用寻找香料资源规则奔向香料资源丰富的地区；而当香料相对很少的时候，它们又会主动奔向糖资源丰富的地区。这样，我们看到了多个 Agent 组成的洪流穿梭、往返于两种资源之间。虽然每个 Agent 仅仅能够观察自己周围的局部情况，但是作为 Agent 群体，它们会自发演化出两种资源地之间的宏观运动行为。从宏观动态的角度看，这些 Agent 形成了 Agent 流。

6.2.2.2 有交易情况

初始情况仍然如图 6-5 所示，而随着时间流逝，系统逐渐演化，呈现出复杂的动态，图 6-6 表示了在第 6000 个周期时候的动画截图。

与图 6-5 相比，很显然 Agent 更倾向于处于一种分散化状态，虽然也有大量的 Agent 聚集于糖和香料之间的地带，而且仍然可以看到运输流的出现。但是由于交易可以使得 Agent 获益，对于它们来说生存的选择压力就不是很大；因此，它们可以更加广泛的分布在仿真空间中，而不必忙于寻找糖和香料。也就是说，交易使得所有 Agent 群体提高了生存的机会，它们对环境的适应度增加了。

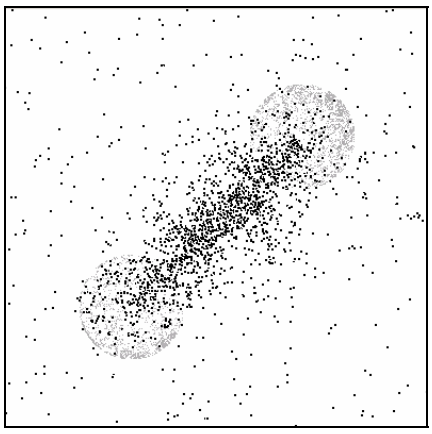


图 6-6　6000 仿真周期

6.2.2.3 适应度

我们通过统计每个周期所有 Agent 的平均适应度值（$\frac{ene}{ENE_NORMAL} + age$）可以得到一个时间序列，它反映了 Agent 群体平均适应度随时间的变化规律。为了与没有交易发生的时候对比，我们把两种适应度曲线画到了同一图上。

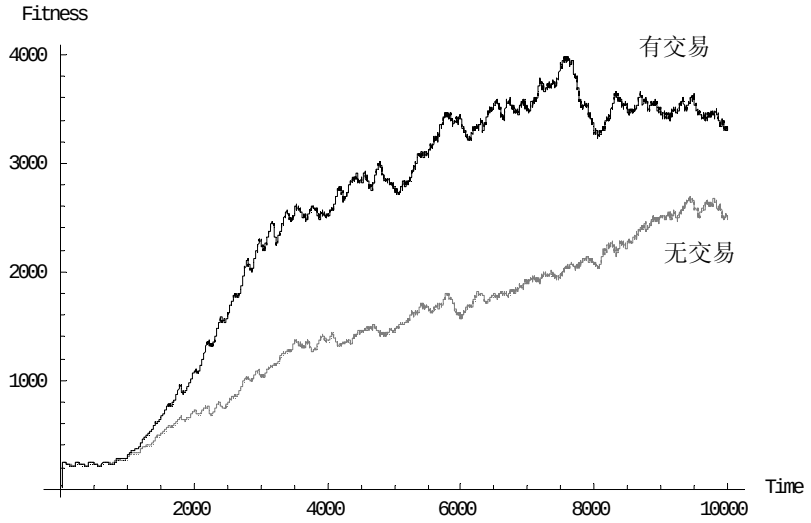


图 6-7 适应度曲线

随着时间的流逝，Agent 群体的平均适应度在两种情况下都发生了增长，但是有交易情况下的适应度增长显然要快于无交易情况下的增长。而且，有交易情况的适应度比无交易情况的适应度大很多。这些都说明了交易能够让 Agent 群体更加适应它们所面临的生存环境。

6.2.3 个体进化和社会分工

为了具体分析整个人工经济系统是怎样进化的，我们来分析一些个体的规则。因为每个个体都是一个可以进化、适应的 Agent，它们的分类器规则集就成为了进化的基本建筑块。这样 Agent 会学会在什么情况下选择什么决策策略。虽然初始时刻所有 Agent 的分类器规则集都是随机的，但是因为不能有效找到资源以及不能有效交易的个体可能很快死亡。所以，能够指导 Agent 完成有效决策的分类器开始渐渐的在 Agent 种群中传播。随着进化一代一代的进行，最后越来越多的 Agent 能够很好的识别环境和自身所处的状态，并能在恰当的时间、

地点选择恰当的决策策略。

为了更清楚的描述个体进化的规则，我们选择了三个具有代表性的 Agent 分类器，它们是当系统运行到 3000 个仿真周期的时候选取的三个 Agent。

它们的分类器规则集以及相关状态如下表所列（虽然每个 Agent 都有 10 个分类器，但这些分类器大部分都不会被 Agent 使用，而是作为备用代码以应付环境的变化。在此我们只列出 Agent 经常使用的几条分类器）：

表 6-4　Agent1 的分类器

分类器编码	意义	使用频率（次数）
10 00 1# 11 01 #0→01	如果周围的糖多，香料非常少，Agent 多，自己的能量很高，糖少，那么就寻找糖	76.5%（436）
00 01 ## ## 0# 00→10	如果周围糖非常少，香料少，自己的香料非常少，那么就去寻找香料	16.5%（94）
00 10 0# 00 01 11→11	如果周围糖很少，香料少，Agent 少，自己的能量很低，糖少，香料很多，那么就进行交易	3.5%（20）
#1 01 01 ## 10 01→11	如果周围香料少，Agent 少，自己的糖多，香料少，那么就进行交易	3.5%（20）

这个 Agent 可以在糖含量低的时候寻找糖，香料含量很低的时候寻找香料，并且在糖和香料含量不均匀、附近 Agent 少的时候主动寻求交易的机会。但是，在这四个规则中，第一条规则使用的频率最高，它占据了该 Agent 将近 80%的使用机会，也就是说该 Agent 在“一生”中将主要致力于糖资源的寻找和开发。之所以造成这种情况有两方面的原因：一方面是该 Agent 自己的决策规则决定，另一方面是该 Agent 所面临的环境决定的。可以说该 Agent 是一个专业的糖收集者。

表 6-5　Agent2 的分类器

分类器编码	意义	使用频率（次数）
00 #0 00 #1 #0 00→10	如果周围的糖非常少，Agent 很少，自己的香料很少，那么就寻找香料	84.5%（815）
10 #0 11 ## 0# 10 →01	如果周围糖多，Agent 特别多，自己的糖少，香料多，那么就寻找糖	11.6%（112）
00 10 #1 #0 ## 01→11	如果周围糖很少，香料少，自己的香料少，那么就去交易	3.8%（37）

该 Agent 将主要从事寻找香料的工作（使用频率 84.5%），当香料收集比较多的时候就去主动寻找糖，但是此 Agent 很少进行交易。可以说该 Agent 专业从事香料收集。

表 6-6　Agent3 的分类器

分类器编码	意义	使用频率（次数）
00 00 11 #0 11 #0→11	如果周围的糖非常少，糖非常少，Agent 很多，自己的糖很多，那么就去交易	61.1%（537）
01 1# ## 11 00 01→11	如果周围糖少，香料多，自己的能量很高，糖很少，香料少，那么就交易	25.1%（221）
01 00 11 00 #0 10→01	如果周围糖少，香料非常少，Agent 非常多，自己的能量很低，香料多，那么就去寻找糖	7.6%（67）
#1 10 00 10 1# 01→10	如果周围香料多，Agent 非常少，自己能量高，糖多，香料少，那么就寻找香料	6.1%（54）

首先，此 Agent 会在自己的糖很多，周围的 Agent 也很多的时候去交易，显然它交易的目的是卖出自己过剩的糖；而当自己能量充沛、糖很少香料也少的时候，那么它也愿意去交

易，而不是自己主动寻找糖。另外，该 Agent 虽然具备寻找糖和香料的规则，但是由于特殊的环境，它很少使用后面的这两条，所以该 Agent 的资源收入主要来源于交易，而不是自己亲自搜寻。可以认为该 Agent 是一个专业的商人。

从这些规则中，我们看到几点规律：

1、 所有的 Agent 都有一个庞大的规则集，但是大部分规则很少使用。这看似是一种冗余现象，但是正是这些“无用”的规则提高了 Agent 的适应能力。因为这些规则很有可能应付环境突变的情况；

2、 每个 Agent 都有一两条使用频率特别高的规则（50%以上），这说明这条规则形成为 Agent 行为的“惯例”。所以，我们能够观察到每个 Agent 都有一个或两个主要的行为，它们正是 Agent 的独特社会分工角色。

3、 不同的 Agent 会逐渐形成对不同行为动作的偏好，也就是每个 Agent 都愿意从事不同的工作。作为一个社会整体，每个 Agent 的局部选择就会体现出多种分工的存在。一部分 Agent 会负责寻找糖资源、另一部分 Agent 会负责寻找香料，还有一部分 Agent 专门负责交易。

为了更清楚的观察到社会分工的现象，我们可以用这三种不同动作被选择的频率随时间的演化图 6-8 来表示。

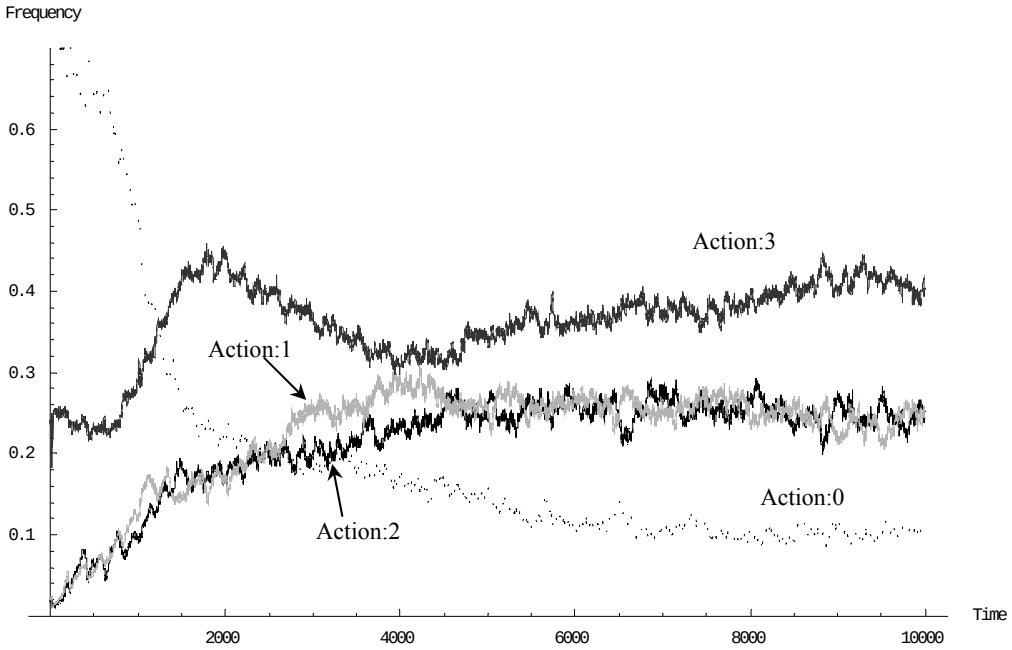


图 6-8 社会分工的演化

图中纵坐标为某种决策规则在 Agent 群体中的平均使用频率，4 条曲线分别代表了 4 种不同的可能决策规则。Action:0 表示随机游走，Action:1 和 Action:2 分别表示寻找糖或者香料，Action:3 表示进行交易。

从该图中我们可以看出，随着时间的演化，越来越多的 Agent 会选择交易策略。Agent 在何时选择何种策略完全是它自己演化的结果，我们没有编程进行人为地干预。但是由于交易会给虚拟经济系统中的 Agent 带来更大的利益，所以越来越多的 Agent 会选择它。

6.2.4 交易与价格

6.2.4.1 交易

前面我们从个体决策行为的角度分析了 Agent 的动态演化，并指出越来越多的 Agent 将

趋向于选择交易决策，因为这样可以使得所有 Agent 群体更加受益。然而，在我们设计的 Agent 交易模型中，交易并不总是公平的。因为有的 Agent 可能由于对交易的偏好而累计了丰富的经验，因此它们可能拥有更加准确的交易价格信息；其次由于 Agent 会随着交易成功次数的增多而使得自己贪婪的欲望得以膨胀，这促使它们在交易中追求更大的甚至是不公平的回报。而对于在交易中处于相对劣势的 Agent 来说，如果它们反复在交易中吃亏，就有可能在新的一轮中拒绝交易！所以从微观看来一切都是不确定的，那么究竟这些 Agent 愿意不愿意交易呢？交易的规模是如何变化的呢？我们可以通过下面的两个时间序列数据来说明。（与上文叙述的结果属于同一次试验，因此配置都相同）。

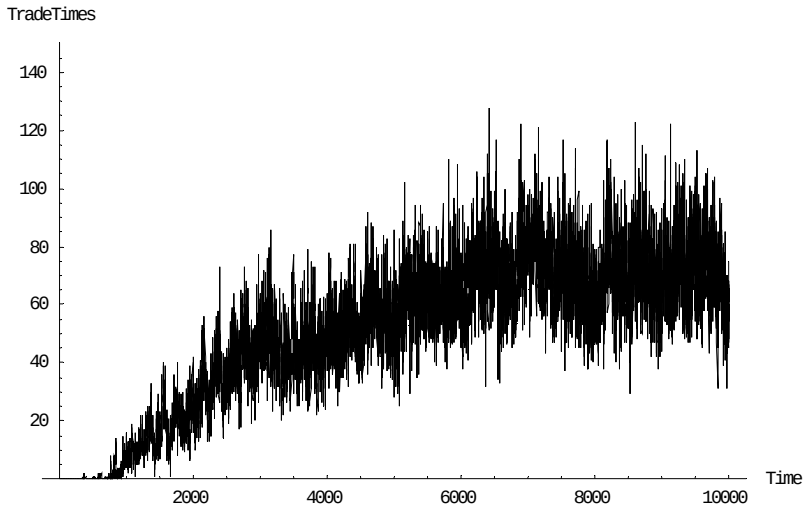


图 6-9 交易次数

此图为交易次数随时间演化的时间序列，在开始的时候（大概 1000 周期以前），几乎没有交易发生。这有两个原因：首先，Agent 还没有进化出进行交易的分类器规则；其次，Agent 没有学会如何在交易中获益。但随着个体 Agent 的不断学习，群体不断的进化，越来越多的 Agent 学会了如何在交易中获得更大的利益，因此交易次数在[200,1500]区间明显上涨。但是由于系统中资源的总数是有限的，因此交易次数也是有限的，所以在之后的时间内，交易次数一直不停的波动。我们再来看看交易量的变化（图 6-10）。

这里纵坐标表示每个周期中糖的平均交易量。在初始情况下，交易量仍然呈现出明显的增长趋势，尤其是在[0,2000]时间段内，之后交易量进入了波动的阶段。然而，该波动的幅度有时候会很大，例如 7000 和 9500 附近的高点。这说明系统呈现出明显的不确定性。由于 Agent 的行为完全是系统进化的结果，何时发生交易我们并不能预测，所以很有可能某个 Agent 在收集了大量的糖资源的时候一次性进行了大规模交易，从而导致平均交易量的突变。

6.2.4.2 价格波动

多个 Agent 之间交易的结果是形成宏观产品的平均价格。新古典经济学从理性“经济人”假设出发得到了价格均衡的结论。然而在本模型中，每个 Agent 都不是利益最大化的，他们会根据具体的情况而动态的调整交换的比例。那么在这种情况下，整体价格将如何发展呢？我们用试验来说明。

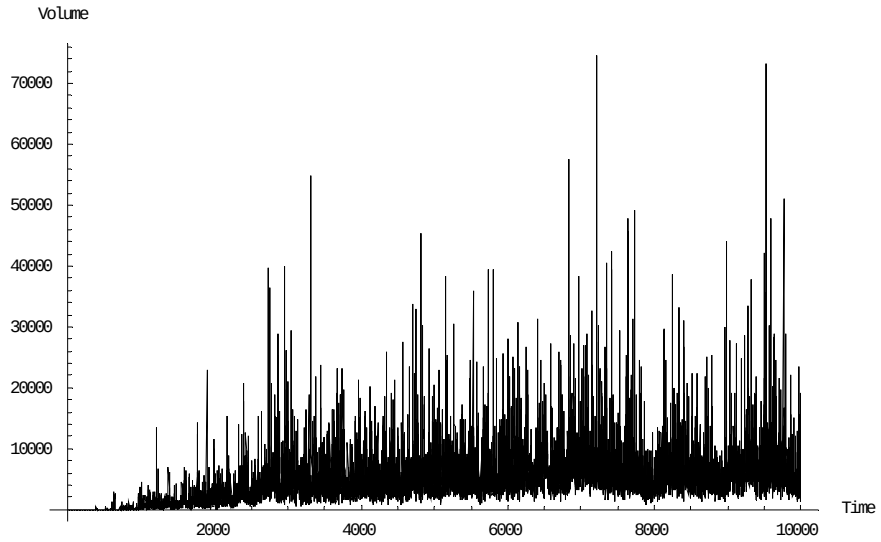


图 6-10 交易规模

如图 6-10，每一次交易都是两个 Agent 之间讨价还价的结果，所以它们会形成一个局部的价格。要观察整个价格的演化我们必须考察价格的统计平均值。因为考虑到糖价格的定义是糖与香料两种物品的相对比例，同时这种价格可能会呈现很大幅度的跳跃，所以我们采用每一周期所有交易形成的糖价格的几何平均的对数值作为价格的平均值。

也就是在任意一个仿真周期 t，假设发生了 N 次交易，每次交易 i 都形成了一个局部的价格 p_i，那么计算这些价格的几何平均值的对数作为这周期的平均价格：

$$\overline{p}(t) = \log[(\prod_{i=1}^{N} p_i)^{1/N}] = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\log(p_i) \qquad (6\text{-}1)$$

这样，$\overline{p}(t)$ 就形成了一个时间序列，将这个时间序列反映到图中，我们能得到平均价格的走势（图 6-11）。

在此图中黑色的点表示每个周期的平均价格，它呈现了非常大的波动趋势。为了清楚起见，我们用灰色的线描绘了这些数据中心的平均走势。这里显示了系统进行 10000 个仿真周期的平均价格。

在开始的时候（大约 0 到 1000 周期），由于整个虚拟市场中没有交易发生，所以价格是 0；之后，随着交易的发生，价格开始呈现非常剧烈的变化。这是因为初始时刻，Agent 还没有进化出交易的策略，因而可能少数 Agent 收集了大量的资源，而且所有 Agent 因为没有交易的历史，所以对交易价格一无所知，这些因素造成了价格的大幅度波动。在短期的剧烈波动之后，由于 Agent 具有学习的能力，因此价格很快收敛到一个较小区间范围反复震荡波动。这表明所有的 Agent 都通过学习和进化逐渐演化出理性来了，因此在交易的时候，价格不再像初期一样大幅度的波动。

值得说明的是，由于初始设置的糖资源和香料资源的生长是一样的，而且所有 Agent 对这两种资源的新陈代谢率也都是平等的在区间[5,50]取值，所以总体来看 Agent 对糖和香料的需求是均等的。反应在价格上也就是糖的价格应该趋近于 1，这也就说明为什么图中曲线所示平均价格（log(p)）的波动是围绕着 0 进行的。然而，在图中价格的波动略小于 0，这说明糖的价格略低。这是因为糖和香料的新陈代谢率变化不均匀造成的。在我们的模型中，

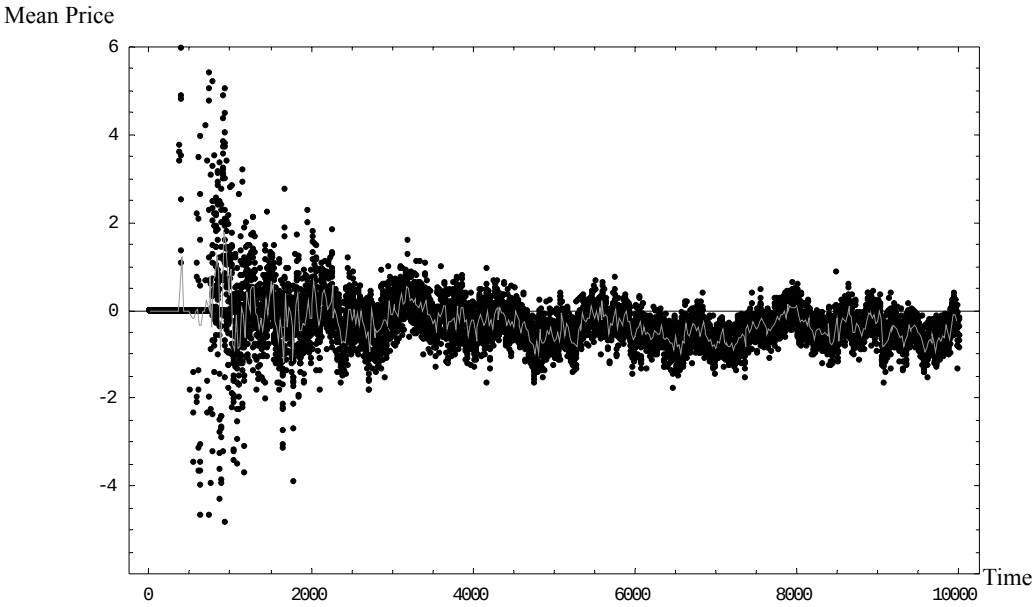


图 6-11 价格曲线

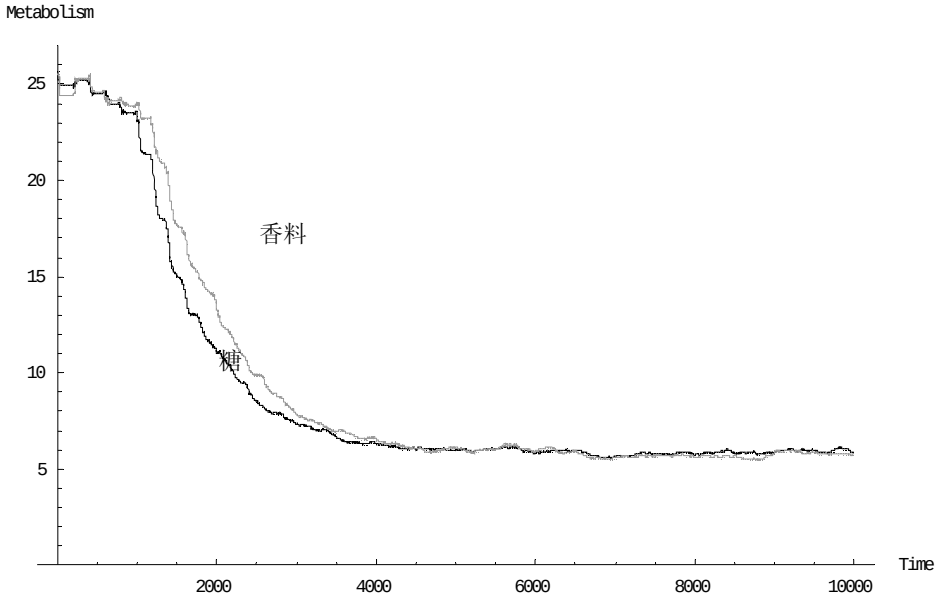


图 6-12 糖和香料的新陈代谢

所有 Agent 的糖和香料的新陈代谢率都在[5,50]之间取值。但是随着进化，新陈代谢率会发生变化。图（6-12）表示了两种资源的平均新陈代谢率的进化情况。我们看到，糖和香料的新陈代谢率都在减小，但是香料减小的略慢，而糖减少的很快。由于平均来看，糖资源消耗得慢，所以它变得不再重要，因而糖的价格就会偏低。

与新古典经济学预言的均衡必然出现不同的是，AEM 模型中的价格呈现了比较大规模的波动效应，因此虽然总的价格走势会收敛于一个固定的区间，但是价格不会呈现静态的均衡，而是始终不停的波动，为了进一步说明价格明显偏离均衡的趋势，我们可以画出价格对数的标准差（也就是$\sqrt{D(\log(p_i))}$）时间序列曲线如图 6-13：

从标准差曲线不会趋近于 0 我们可以看出价格的波动不会停止，因此得到了价格波动非均衡的结果。

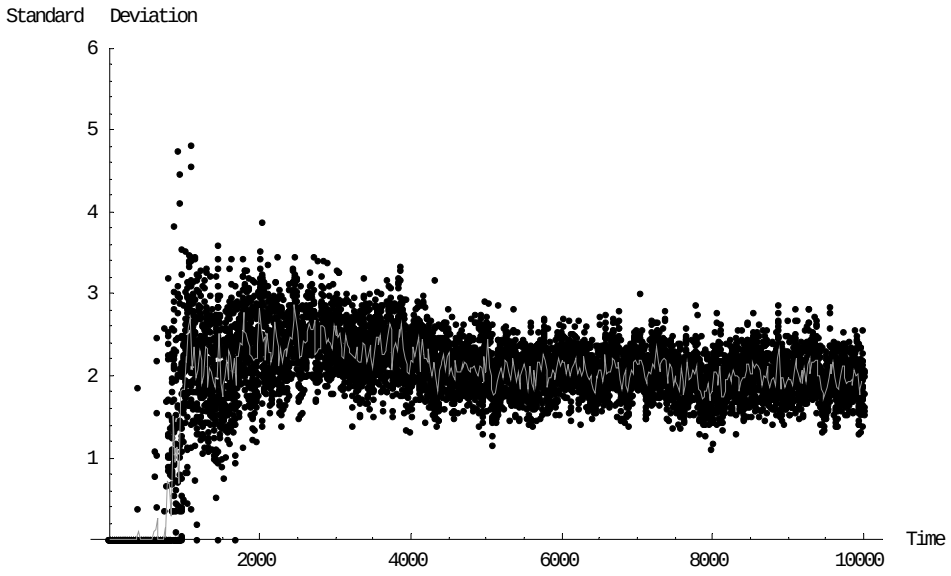


图 6-13 价格标准差曲线

AEM 中的价格波动不仅反映在短周期上，而且也反映在长周期波动上。我们看到，图中价格曲线表现出多个周期（包括 4000 的周期和 1000 的周期）的波动。

通常我们总认为经济系统价格的反复波动是因为外部环境造成的，然而通过仿真试验可以证明，经济系统价格波动的原因很可能是复杂系统非线性相互作用规律的一种必然结果。在 AEM 的交易试验中，我们并没有人为地更改任何环境因素，价格的波动变化完全是一种系统自发涌现的结果。

6.2.4.3 价格均衡

新古典经济学预言价格均衡是经济系统发展的必然结果。而在 AEM 中，价格的波动、不均衡是一种必然结果。实际上，在 AEM 中，只要我们恰当的更改系统的参数也同样可以达到近似价格均衡。因此，可以说价格均衡仅仅是更一般的价格波动的特例。为了与传统经济学的结论进行比较。我们分别从下面两种途径更改了试验参数。

第一次参数更改主要体现在：Agent 视力的最大半径，从原来的 20 提高到 50、更改了交易规则：去掉了历史信息和贪心的提价。在这种情况下考察价格随时间的变化曲线如图 6-14。

Agent 的最大视力半径决定了 Agent 在进化过程中所能得到的最大的观察范围。该范围越大表示 Agent 掌握的局部信息越多，因此对周围的环境有更好的了解。交易过程中失去了根据历史信息和贪心去提价可以让 Agent 真实地反映自己对糖或者资源的偏好。因此，从这些参数的设置来看，它更符合新古典经济学中对“经济人”的假设要求。

从试验的结果我们看到，价格的波动效应明显减小，糖的价格围绕着 0 值附近发生小幅度的波动。进一步，我们还可以分析价格的标准差，它也明显比上一个试验条件下的价格波动标准差减小了很多。所有这些迹象都表明，价格在这种参数设置下更容易趋向均衡。

另外，当我们缩小世界的尺寸，并相应的调整资源区域的面积，同时仍然让 Agent 在交易的过程中真实地反映自己的偏好，即 Agent 不因为历史价格和贪心程度而改变初始的提价，而保持其他参数不变，那么系统整体也会趋向价格均衡。在新的试验中，世界的尺寸为：200*200，相应资源区域的半径缩小为 $r=30$，在这种情况下考察价格的标准差，并与上一个试验进行对比得到图 6-15：

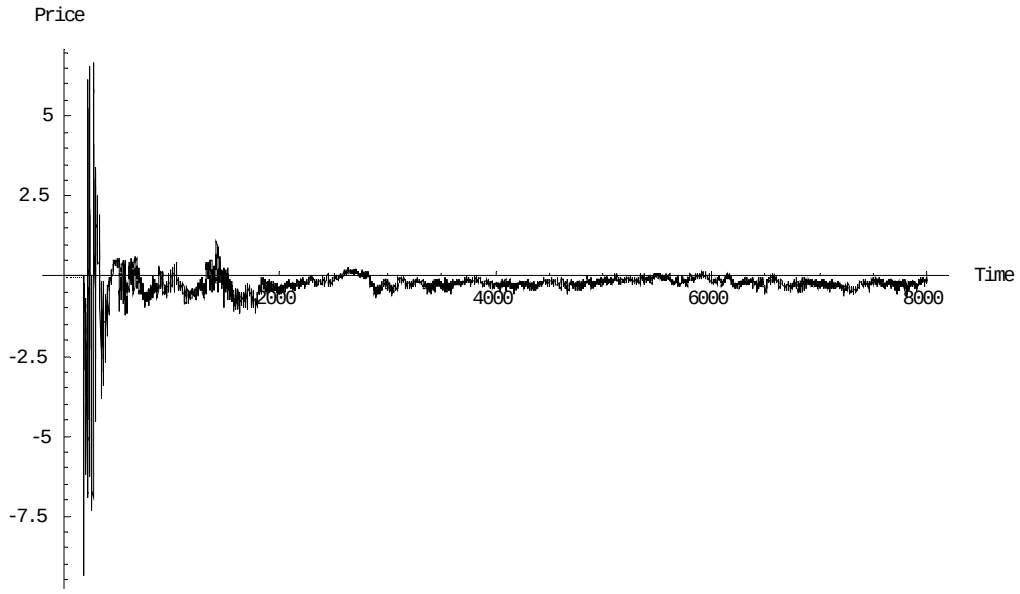


图 6-14 在变化视力半径等参数情况下价格波动图

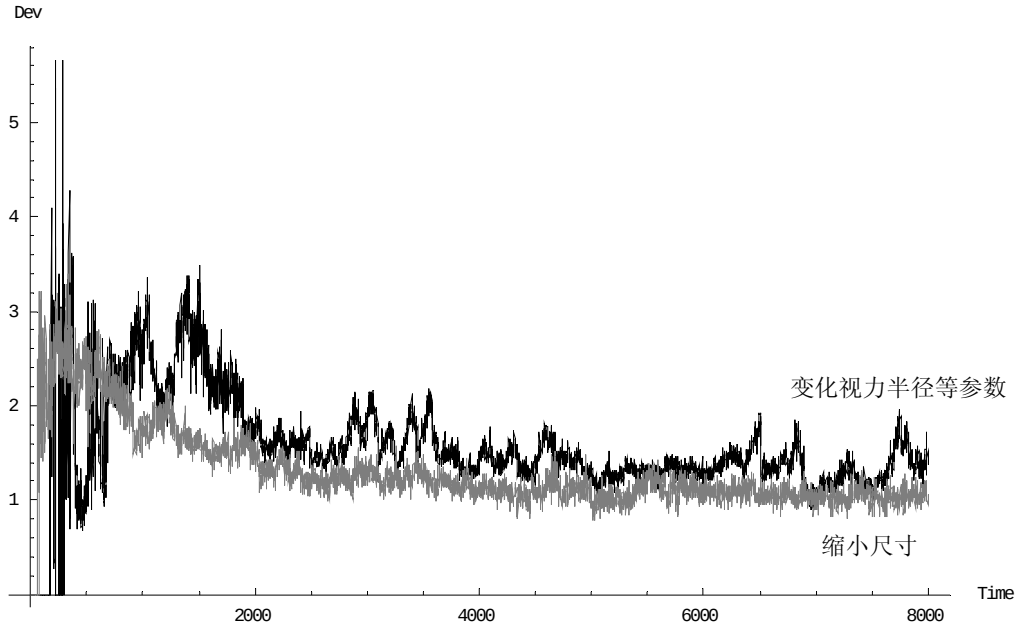


图 6-15 在两种情况下价格的标准差

通过两种情况下价格对数标准差的对比我们发现，缩小世界的尺寸范围比更改视力半径等参数对价格均衡的影响要更加明显。当我们把世界的范围缩小了以后，由于 Agent 的总数没有改变，这就意味着 Agent 的密度增加了，因此 Agent 之间发生交易的机会也就增多了。试验的结果表明这种交互机会的增加可以使得总体价格更容易趋向均衡。

因此，总体来看，AEM 中的价格均衡是价格波动在一些特殊条件下的结果。当 Agent 之间的交易机会增多、Agent 获取的信息量增大的时候，整体价格更容易趋向均衡。

6.2.5 第一组试验小结

6.2.5.1 一般性结论

本组试验对 AEM 中的仿真结果进行了初步的分析，结论可以分成三个部分。首先，从 Agent 个体角度来讲，社会分工会自发形成。社会分工体现在不同 Agent 的分类器规则集合

在不同环境、条件下的分化。因此，部分 Agent 专门采集糖、部分 Agent 专门采集香料，还有一部分 Agent 专门负责商品交易。

其次，随着演化的进行，Agent 社会整体将体现不同的进化。Agent 群体的适应度将逐渐增加、分工的规模将逐渐增大、交易的次数和交易量都逐渐增多。这些都标志着 AEM 中的人工社会逐渐成熟起来。

最后，每个 Agent 不断学习、适应的结果导致了整体糖价格的形成与波动。首先，稳定的价格不是一开始就有的，而是通过 Agent 群体之间的不断适应得到的结果；其次，完全均衡的价格不会出现，价格将呈现多个周期的波动规律。再次，价格均衡作为一组参数设置的特殊情况下的特殊价格可以在 AEM 中体现出来。

6.2.5.2 与其它理论模型的对比

新古典经济学从个体理性经济人的假设出发，运用最优化数学工具，得出了市场均衡的结论。然而，该结论具有过多生硬的假设前提。例如，一般均衡理论认为，存在一个超级全知全能的拍卖者，他能够搜集到所有 Agent 的私人信息，而且能够进行精确的计算以得出均衡价格[91] [23]。这些生硬的假设存在的理由之一就是在于数学模型分析的方便。当然，现实中的交易者既不是寻找最优的数学机器，也不是时时刻刻都愿意反映自己真实想法的诚实交易者，所以现实世界的交易之中充满了竞争、欺骗、非理性以及不确定性。AEM 模型能够针对考虑了这些难以模型化的因素条件下进行分析，因而它更贴近现实。

其次，AEM 模型关心的是一个动态的适应性行为，传统经济学模型往往关心的是最后的静态的均衡解。AEM 的动态行为不仅包括了个体 Agent 的适应性变化，而且包括了社会分工的自发实现过程。新古典经济学没有考虑分工的形成，而只考虑在现有社会分工的格局下经济如何实现均衡。杨小凯的新兴古典经济学[55]用超边际分析法考虑了社会分工的情况，然而该理论仍然关心的是均衡解，它没有展现一个整体的变化过程。这些缺陷都能在 AEM 中得到弥补。

最后，AEM 模型能够蕴涵价格均衡这个与新古典经济学相适应的结果，但是作为一类参数设置的特殊情况下才成立的。这种特殊情况体现为：当系统中的交易者之间的交互机会足够多、足够频繁，或者交易者对系统整体有更多的信息、交易者可以真实地反映自己对商品的偏好的情况下均衡价格才会出现。这些假设以及所得的结论也是与传统经济学结论相符的。然而 AEM 的价格波动还能揭示传统经济学不能揭示的规律。随着 Agent 群体不断的学习、适应，价格会趋于一个较稳定的区间上下波动意味着理性会逐渐在 Agent 群体中形成。因为现实世界充满了变化和不均衡性，这就导致了绝对的均衡不可能实现。

6.3 第二组试验——组织与局部价格波动

第一组试验我们就 AEM 中的仿真结果进行了初步探讨，主要涉及了 Agent 个体的适应能力、演化的社会分工与价格波动等问题。然而很多有关 ACE 的模型和文献都对类似的问题进行了探讨并得出了相似的结论[23] [27]。因此，在第二组中我们将对 AEM 中的仿真结果进行深一步的探讨，主要讨论市场组织的涌现和动态演化规律以及局部价格波动。这些问题在传统经济学方法看来都是很难量化分析的，即使 ACE 方法针对这类问题进行讨论的文献也不多[113]。在本组试验中我们除了使用时间序列分析以外，主要使用图形动画展示的定性分析方法，这是因为市场组织涌现现象是很难进行定量分析的。另外，本组试验还尝试了比较新颖的仿真结果分析方法：局部分析法。

6.3.1 组织的涌现与演化规律

6.3.1.1 添加聚集规则

在第一组试验中，我们主要就随机游走、寻找资源和交易这三种规则进行探讨。在这里，我们将加入新的决策规则：聚集（A），而且我们将聚集规则与交易规则进行混合。也就是说当某个 Agent 根据分类器自发选择了交易规则之后，它们还将自动执行聚集规则。

所谓的聚集规则就是指 Agent 将尽量寻找 Agent 数目较多的地方并走向那里。具体的，我们这样设计 Agent 的聚集规则：

（1） 如果附近（视力范围内）有较多的 Agent，那么将向这些 Agent 的平均位置前进（所有 Agent 的重心位置）；

（2） 如果附近没有更多的 Agent，那么将朝记忆中的 Agent 最多的地方前进。

（3） 如果前进的方向受阻（该位置被其它 Agent 占用），那么就随机的选择一个其它的方向前进。

聚集规则也可以理解为一种特殊的寻觅资源规则（F），只不过这里的资源既不是香料也不是糖，而是 Agent。与寻觅资源的规则一样，Agent 会记住一个 Agent 密度最大的点，这样，在运动起来的时候，Agent 不仅能根据感觉到的局部信息寻找其它的 Agent，而且也能根据记忆中的 Agent 最密集的点寻找其它 Agent。同时，Agent 在聚集的时候也会发生社会学习，也就是某个 Agent 可以拷贝邻居 Agent 记忆中的 Agent 最大密度的点。

在 AEM 模型中，我们将聚集规则与交易规则混合到一起是合理的。因为 Agent 要完成交易就需要与其它的 Agent 进行交互，所以它应该更愿意往 Agent 多的地方移动。我们将看到，聚集规则的引入会将人类社会中的集中市场形成过程反映在 AEM 的人工世界中，这些市场就是多个为了交易的 Agent 构成的组织，它们呈现了复杂的动态。

在本组试验中，我们将讨论组织的涌现与局部价格波动，基本规则包括：

随机游走（R）、寻觅糖资源（F）、寻觅香料资源（F）、交易+聚集（T+A）。同时为了保证系统的遗传进化，我们仍然让 Agent 群体都遵循人工繁殖规则（AP）。

试验中的其他参数如上一组的设置一样，没有变化。但是，正如第 4 章所述，聚集规则中有两个参数，一个是距离偏好系数 α 和社会学习概率 β，因此我们将对这两个参数进行变化比较试验结果，具体的参数数值在下文的叙述过程中说明。

6.3.1.2 组织的涌现与动态

当加入聚集规则以后，选择交易的 Agent 就会形成聚集而生成组织。聚集规则的参数 α =1 和 β =0.5。我们可以通过动画来观察组织的涌现（图 6-16）。

如图 6-16，开始的时候，少数需要交易的 Agent 渐渐形成了组织，它们会三五成群的集结成一个团块。刚刚产生的组织一般尺寸很小，而且零散的分布于整个仿真世界中。这些组织可以认为是早期的比较零散的小型交易市场，它们虽然规模很小，但是一般能够呈现出比较灵活的动态，而且存活的时间都很短。因为早期的 Agent 虽然可能选择交易决策规则，但是由于它们一般不具备大量的可供交易的资源，而且大部分 Agent 没有学会如何进行更好地交易，所以组织的出现并不能给它们带来更多的好处。因而，从适应性的角度来看，早期的组织不能存活很长时间。

然而，随着时间的推移，越来越多的 Agent 会集中在两块资源中间的区域；在这种地方会出现更大规模的组织，如图（6-17）。

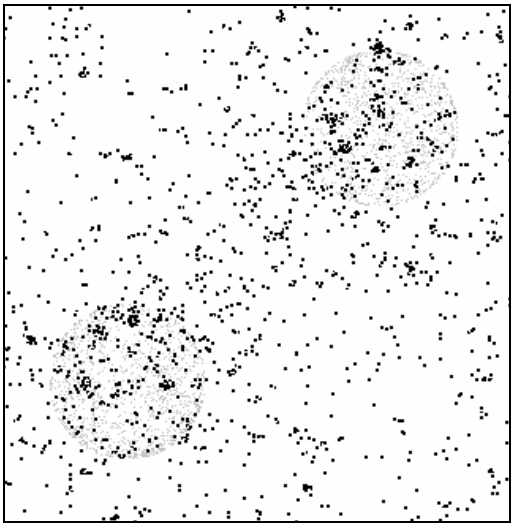


图 6-16 仿真周期运行到 439 的动画截图

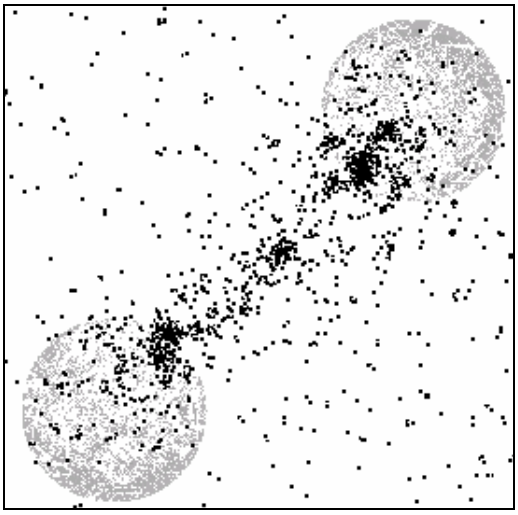


图 6-17 系统运行到 1186 周期的动画截图

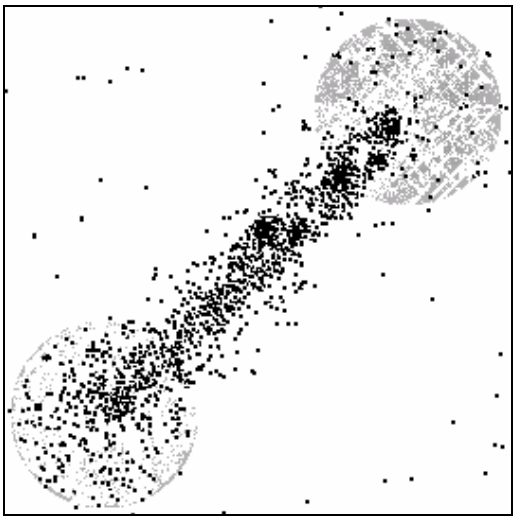


图 6-18 运行到 12027 时的截图

此阶段的组织一般都是由若干早期的小组织合成的，因而它们往往具有更大的规模，我们称它们是中型的市场。这类组织一般具有更长的生命周期。由于 Agent 的总数是固定的，

所以一旦这种较大规模的组织出现以后就会使得其它小规模的组织相对减少。因此在远离两块资源地的组织会越来越少。

如图 6-18，继续运行程序会发现，所有的 Agent 几乎都集中到了两块资源之间。在这个区域上，有很多中等规模的组织。负责寻找资源的 Agent 穿梭往返于各个组织。可以对比上一节在没有聚集规则情况下 Agent 的动态特性，我们会发现聚集规则一方面使得 Agent 更加集中于两块资源的走廊地带，从而使得它们尽量避免无畏的移动。从某种角度说，聚集形成组织可以使得 Agent 减少交易的成本，因为它们不需要四处寻找交易伙伴，只要在市场组织中交易就可以了。这样它们省去了移动消耗的能量。

在开始形成大规模组织的时候，Agent 大部分集中在两块资源地附近。然而，随着时间的流逝，越来越多的组织开始出现于两块资源的中心地带，并且连接成一片形成了若干个交易市场。所有市场组织的形状都是呈现扁平状倾斜在两块资源之间的走廊上。长期运行程序会发现，这些组织具有自身运动的规律：若干组织逐渐兴起，同时，又可能在经济大潮中逐渐消失，我们不能准确预言具体何时组织可能兴起或者消失。

当我们调节 Agent 的社会学习参数。也就是调整到 α =0.001 和 β =1，使得 Agent 每次聚集都会进行社会学习，同时 Agent 很不在乎距离对聚集产生的影响，它们会更加偏好朝向 Agent 密度最大的点移动。这个时候，组织会形成宏观集体移动的涌现现象，如下面的若干动画截图所示：

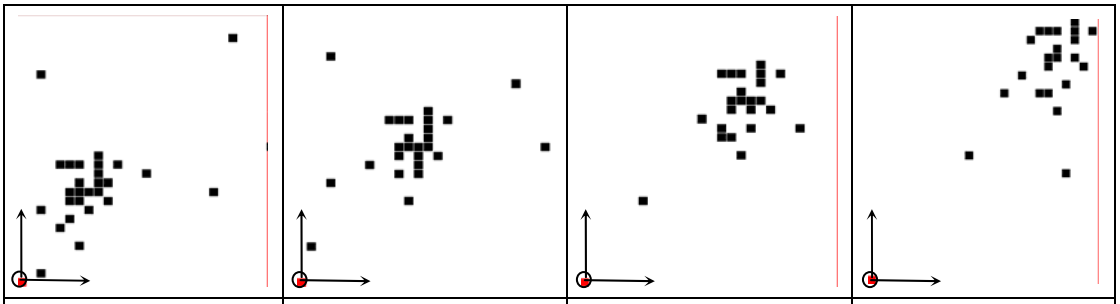


图 6-19 组织的定向移动

图中原点在仿真环境中的坐标为（34,300）

图中的组织集体朝向右上角移动。该组织开始位于仿真环境中的左下角，但是那里因为缺乏各种自然资源，而且也不是大多数 Agent 聚集的地方，所以当这群 Agent 原地聚集一段时间以后就会发生集体的迁移现象，它们一般会朝向 Agent 聚集数目更多的地方移动。

然而让人困惑的是，在我们制定的规则中并没有关于组织集体移动的描述，无论是寻找资源、随机游走、交易还是聚集都不可能让组织集体移动。而且，每个 Agent 仅仅能观察到它周围很有限的环境情况，它们根本就不能够感知到“遥远”环境的信息，那么是什么原因造成了这种宏观集体移动呢？通过观察 Agent 的内部规则和状态我们发现，这些集体移动的 Agent 都具有同一个 Agent 密度最大点 *P**，它们正是同时朝向这个点移动的。然而，这些 Agent 从来没有到过 *P**，它们开始只是在环境的左下角聚集，它们却会同时知道离它们很远的地方存在更多的 Agent 聚集。这要归功于社会学习。在某一时刻，某个移动的 Agent（用 A 表示）从 *P**点附近过来，它知道 *P**有很多 Agent 聚集。当 A 移动到左下角时，组织中的某个成员 B 可能感知到了 A 的存在，并利用社会学习能力知道了 A 存储的关于 *P**点的信息，这样它就会朝 *P**移动。同样，组织中的其他 Agent 个体因为都在进行交易和聚集，所以它们也会很快从 B 那里学习到有关 *P**的信息，这样按照聚集规则，这些 Agent 也会朝向 *P**点运动，这就导致了宏观上组织的集体移动现象。

聚集规则参数的调整也会影响 Agent 群体长时间的运行动态。首先，社会学习概率增大、距离厌恶程度的减小一般会使得 Agent 形成更大规模的组织，如图 6-20：

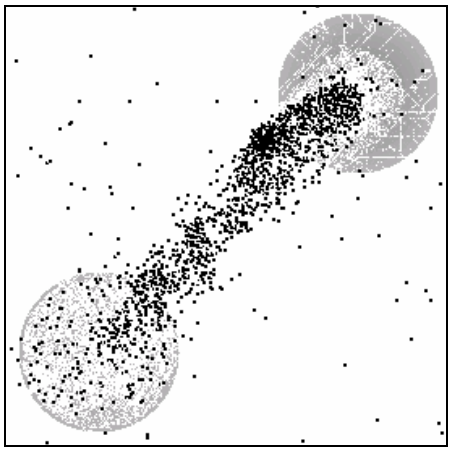


图 6-20 在调整了社会学习参数以后形成更大规模的组织

图中右上角 Agent 形成了更大规模的组织。组织会吸引越来越多的交易 Agent 过来，同时它一旦出现就能维持较长的时间。在参数不变的情况下，每次运行程序基本都会形成一到两个这样的组织。

我们可以把 Agent 由于交易聚集而形成的组织看作是人类社会中的固定商品交换场所：市场。那么，小型组织就好比是农村的集市，中型组织就好比是城镇市场，而大型组织就可以类比为商业都市。

6.3.1.3 局部分析

由于组织的出现使得 AEM 中的各个局部区域产生了较大的差异，所以我们有必要分不同区域讨论 AEM 的价格波动情况。

为了进一步分析组织出现之后局部经济规律的变化，我们对 AEM 的环境进行了分割（如图 6-21），其中每一部分都可以看作是一个小的经济系统，我们可以分别分析每个小经济系统的各种属性。

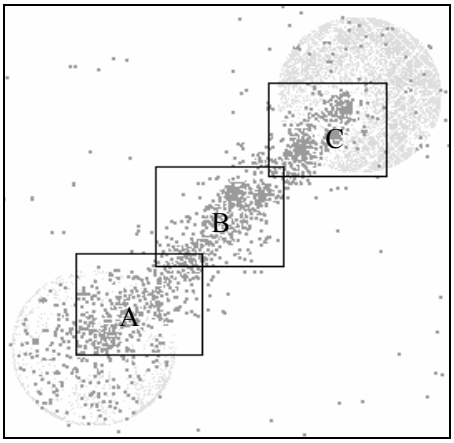


图 6-21 A,B,C 三个区域

首先，我们可以比较一下这三个区域的糖资源相对价格如图 6-22：

从图中容易看出，A,B,C 三个价格曲线的波动区间和幅度完全不一样。C 区域离糖资源很近，所以糖资源价格很低（低于香料的价格，故几何平均值的对数为负值）。A 区域远离糖资源，但是靠近香料资源，所以糖资源价格最高（明显高于 0）。只有 B 区域，处于两块资源之间的走廊区域的中心位置价格波动最小，同时糖资源的价格在 0 值附近波动。第 3 章我们已经指出，糖资源和香料资源的回长频率是一样的情况下，由于所有 Agent 的两种资源新陈代谢率是随机取值的，所以糖与香料对于 Agent 来说同等重要，所以糖的真实价值的

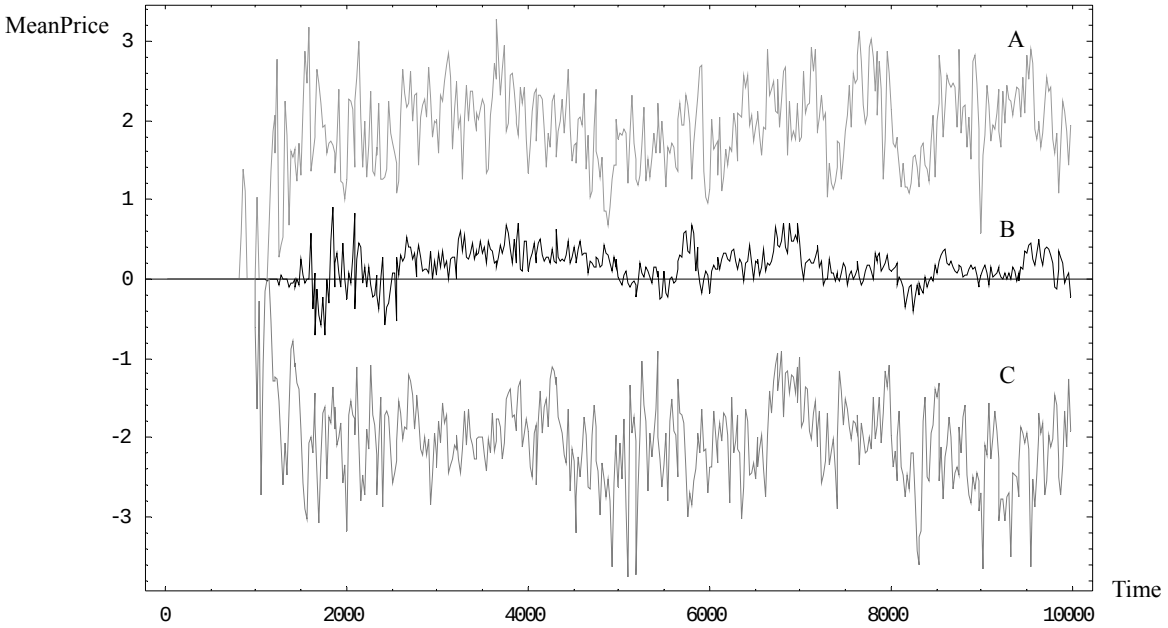


图 6-22 三个区域从 0 周期到 10000 周期的平均价格（几何平均值的对数）波动对比

（由于曲线局部波动很大，我们仅画出了每 20 个周期的数据点）

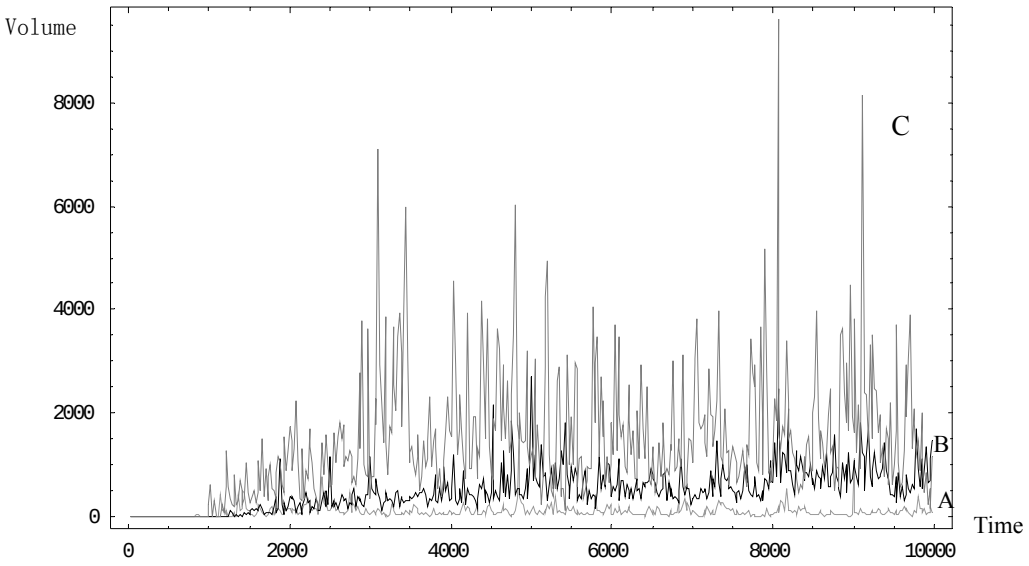


图 6-23 A,B,C 三个区域的交易量随时间的变化

几何平均值的对数应该就在 0 值附近。而由于 A,B,C 三个区域的差异使得糖价格波动在完全不同的区间，只有 B 区间最真实的反映了糖的价值。所以我们看到，不仅仅在时间上糖价格不会均衡，即使在空间分布上，糖价格也是不均衡的。

另外在组织的形成过程中，各个区域的交易量情况也呈现了明显不同的变化趋势。如图 6-23 展示了三个不同区域的交易量随着时间的变化情况。我们看到，A,B,C 三个区域的交易量变化情况呈现了明显的差异。A 区域的交易量最少，B 其次，C 最多。经过长时间的运行，B 和 C 两处都出现了交易组织。而在 A 处则没有出现。同时 C 处的交易组织规模最大，B 处的规模略小，这说明交易组织的出现使得交易量明显增加。

总之，添加了聚集规则以后，Agent 在进行交易的时候就有了明显的目的性，它们会努力寻找聚集的伙伴。交易组织可以类比为人类社会中自发涌现的交易市场组织，它们具有独立的运动特性和涌现规律。另外，交易组织的出现带来了地域上的差异。不同的位置会呈现出明显不同的经济规律。

6.3.2 自繁殖情况

6.3.2.1 自繁殖规则的加入

在前面的讨论中，我们一直采用的是人为的繁殖方式进化 Agent。这样假设的好处是使得程序可以运行的更快。然而，在真实的经济社会中，人们何时进行繁殖是由每个个体自己决定的。因此，在这里我们将讨论 Agent 能够自繁殖的情况。

在 Agent 可以进行自繁殖的情况下，基本规则集包括：

自繁殖（SP）、寻找糖资源（F）、寻找香料资源（F）、交易（T）+聚集（A）。

为了保证规则集中元素的总数是 4 个（为了便于对规则进行 2 进制编码），我们用自繁殖规则代替了随机游走规则。

异性 Agent 相遇的时候才有可能发生自繁殖，所以聚集规则是实现 Agent 自繁殖的基础。如果我们把 Agent 聚集而成的组织看作是人类的城镇，那么 Agent 聚集得越多就越可能帮助 Agent 进行自繁殖。

在 AEM 中，自繁殖规则有下面的约定：当每个 Agent 具备了繁殖条件的时候才能繁殖，否则随机的移动。繁殖条件包括：Agent 的年龄应该超过一个最小值，即 $age>maxAge$，当前的能量要足够大，能够把自身能量的一部分分给后代 Agent，也就是 $energy>breedEne$（其中 *breedEne* 是一个新诞生的 Agent 所具备的能量）。同时，由于 Agent 的自繁殖可能会导致 Agent 的数量迅速增长，这就意味着系统的计算资源被大量消耗以至瘫痪。所以为了避免 Agent 数量的过快膨胀，我们不得不给 Agent 的总体数量加上限制。也就是当系统中的 Agent 总数：*AgCount* 超过一个预先给定的最大阈值 *maxAgent* 的时候，Agent 不能繁殖。在这几个条件同时满足的情况下，Agent 才能与其相邻的异性 Agent 进行繁殖，同时，在执行自繁殖的规则中，Agent 也要完成聚集行为（A）。由于自繁殖规则是由 Agent 的分类器规则表自行选定的，所以可能当 Agent 不满足繁殖的条件时候选择了繁殖规则，这个时候 Agent 不会被繁殖，而是执行随机移动规则。

自繁殖规则的参数设置如下：$maxAge=50, breedEne=500, maxAgent=5000$。在初始的时候，系统中已经含有 1000 个 Agent。为了保证 Agent 不会全部死亡以便让试验可以继续运行下去，当 Agent 的数量少于 1000 的时候，我们还要运行人工繁殖规则以确保 Agent 数量的持续。因为当 Agent 的数量一旦处于>1000 的水平，那么就一直按照自繁殖规则运行，所以，此处的人工繁殖规则不会再起任何作用。

6.3.2.2 自繁殖与超级组织

自繁殖规则的加入会使得 Agent 聚集而成的组织展现出更加复杂的动态。AEM 系统运行到 2000 个仿真周期左右的时候，自繁殖规则开始明显起作用，系统演化出了一定量的会选择自繁殖规则的 Agent，这些 Agent 聚集形成了具有大量 Agent 的组织，如图（6-24）所示：

在这些组织中，有些 Agent 是由自繁殖规则聚集到一起的，而有些则是由交易规则聚集到一起的。经过一段时间的运行，这些大组织进一步聚集，同时还会由于自繁殖规则的引入而导致组织的成长，这样 AEM 中会形成超级规模的组织，我们称其为超级组织，如图（6-25）：

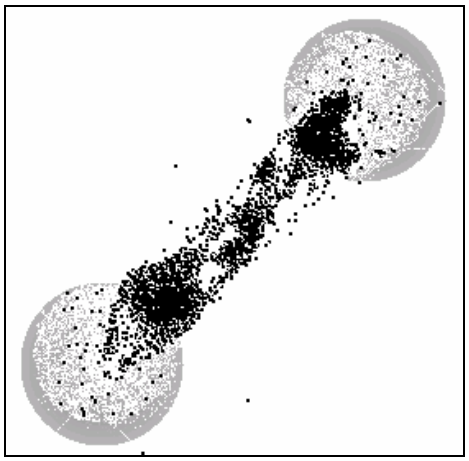


图 6-24 仿真周期运行到 2033 时的截图

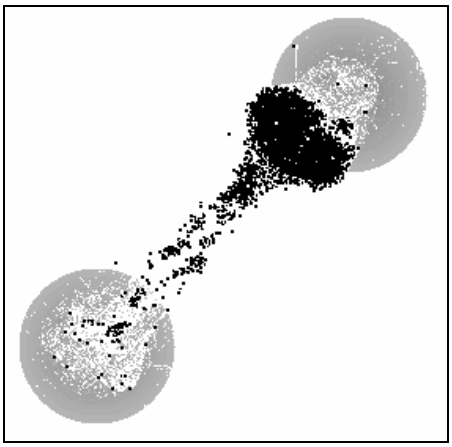
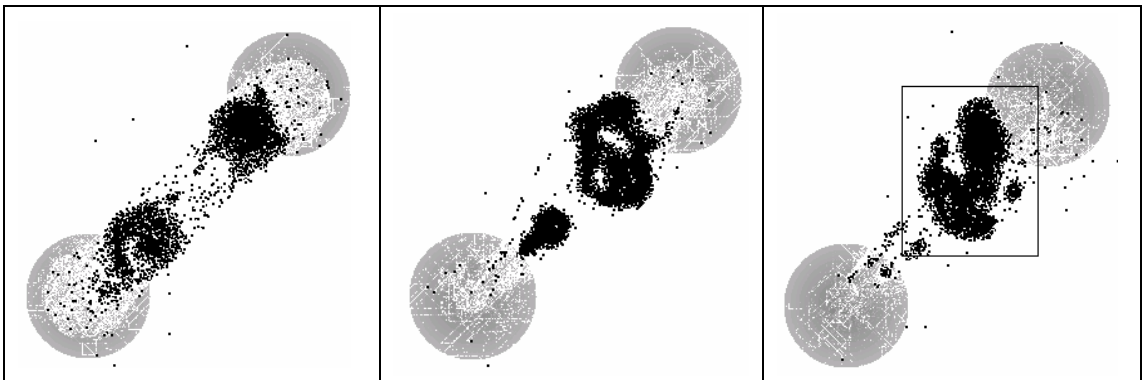


图 6-25 仿真周期：2264 时的截图



周期：2655	周期：6341	周期：10000

图 6-26 超级组织的演化规律

在这里，聚集规则和自繁殖规则共同导致了系统在糖资源附近形成了超级组织。如图 6-26，我们看到超级组织的演化呈现出复杂的动态，我们不能预言在下一时刻超级组织能演化成什么样的姿态。因此超级组织好比一个“活”的独立个体，它们具有自己的生命周期和成长、演化方式。而且，在一般情况下，超级组织都会死亡。由于这些超级组织完全是由大量的 Agent 组成的，而构成组织的 Agent 几乎在每时每刻都在变化，所以我们甚至很难明确定义什么是一个组织，它就是按照它自己的规律和方式发展。

自繁殖规则除了可以产生超级组织以外，还会显著的影响 AEM 整体经济系统的价格波动（图略）。与没有添加自繁殖规则的价格波动相比，自繁殖规则会导致整体的价格波动呈现更加剧烈变化的趋势。每当某个 Agent 开始交易有可能就意味着它要重新在交易的讨价还

价中进行学习，这就导致了价格波动的剧烈变化，以及价格标准差的大规模波动。

6.3.2.3 超级组织的演化规律

自繁殖的规则引入可以使得超级组织出现。超级组织展现了非常特殊的运动规律，因此我们有必要专门针对超级组织进行分析。

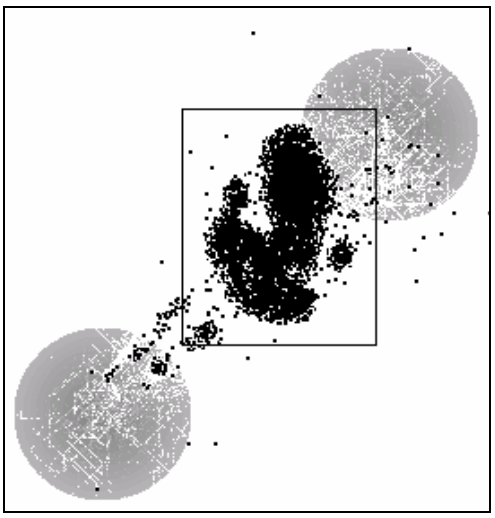


图 6-27 分析超级组织区域

如图 6-27，我们仍然采用局部分析法，在 10000 周期超级组织出现的时候，我们将它专门切割出来进行研究。首先，我们考察超级组织中 Agent 数量的变化情况(图 6-28)：

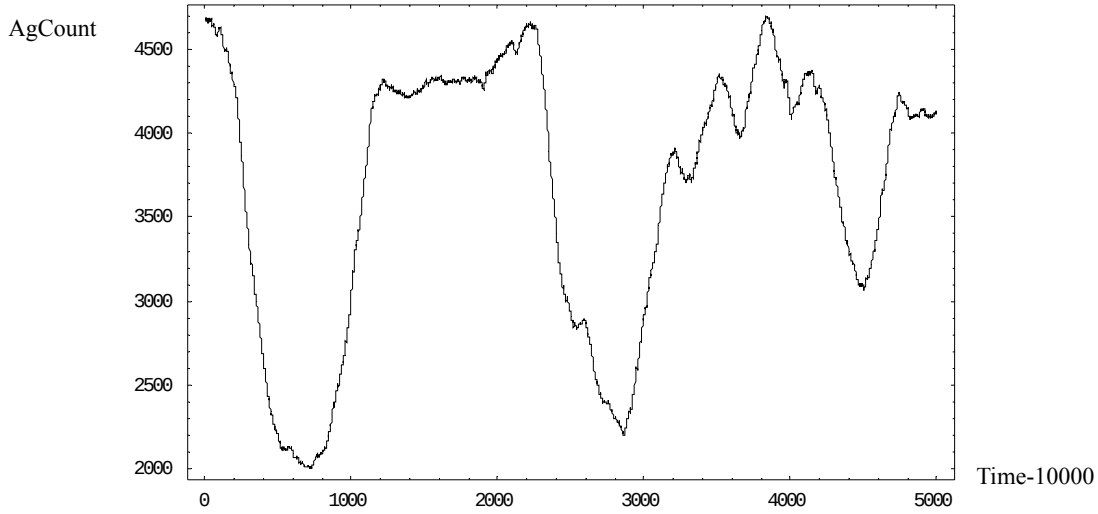


图 6-28 超级组织的 Agent 数量变化规律

从图 6-28 中，我们可以看出超级组织的构成 Agent 数目呈现了明显的周期发展规律，也就是在生育高峰和大灾荒之间徘徊，超级组织展现了自己发展的生命周期。它时而萎缩，时而增长。在 Agent 数目增长时期，大量选择了繁殖规则的 Agent 会诞生更多的 Agent，正反馈效应使得 Agent 数目呈现指数增长。接下来，Agent 数目过多，而相对可利用的资源却在急剧减少，这就会导致 Agent 群体处于大灾荒时期，于是大量 Agent 将会死去。进一步，当 Agent 数量与资源的供给大致平衡的时候，新一轮的生育高峰将会到来，因此，重复的现象将会发生。然而，超级组织整体具有一定的自我控制性，这就导致了后续的人口震荡逐渐减小。

超级组织每时每刻都要消耗大量的能量，因而也就需要大量的资源补给。这需要组织外

部的 Agent 给组织运输资源，并且利用商品交换使得资源可以在整个组织中传播开来。因此，超级组织会储存大量的资源以维持自己。

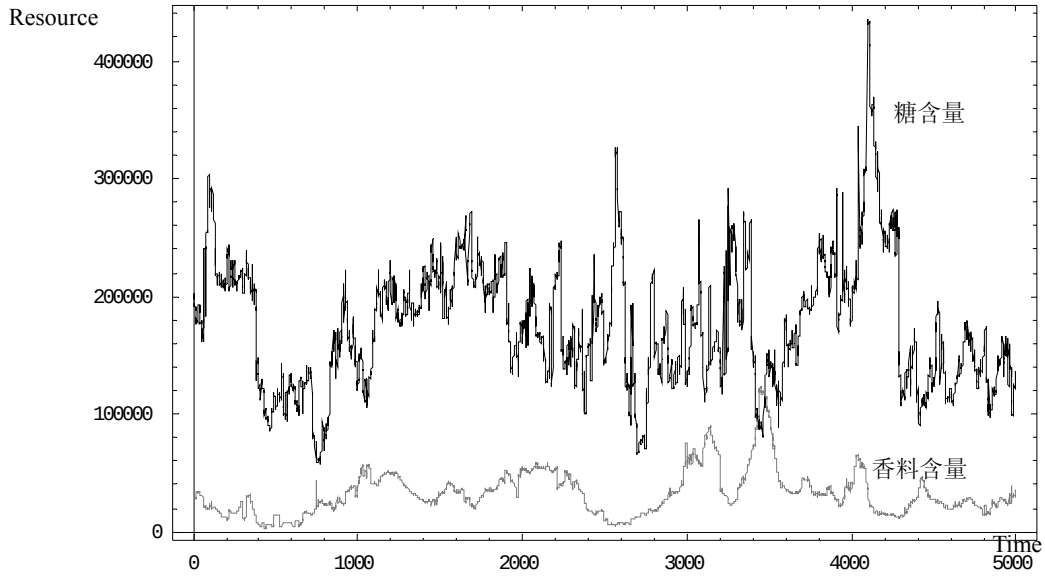


图 6-29 超级组织的资源含量变化

图 6-29 显示了两种不同资源在超级组织中的储备情况。糖含量明显高于香料含量是因为超级组织离糖资源比较近。而香料资源不容易获得，它只能通过较远距离的运输得到。因而，这反映在价格波动曲线上就是在超级组织区域内，糖资源具有较低的价格。

超级组织占据了比较庞大的空间区域，因而它的内部在不同的地点也会呈现出明显不同的演化规律，因此，我们仍然可以利用区域分析法分析超级组织内部的不同区域。

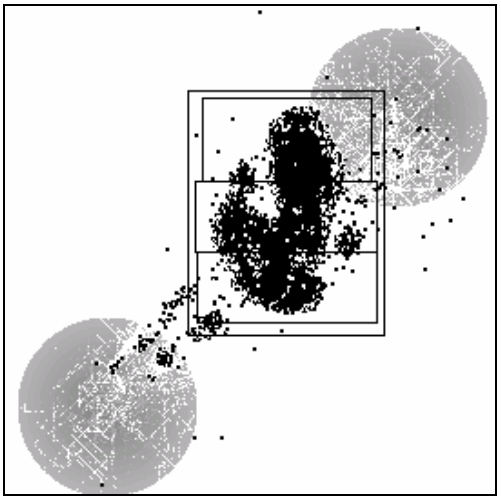


图 6-30 超级组织局部分析

如图 6-30，我们把超级组织分成了上、中、下三个区域，这三个区域的价格波动分别如图（6-31）中的上、中、下所示：

由这些图可以看出，即使在超级组织内部，价格也呈现了完全不同的波动趋势。上和中区域的价格都非常低，而下区域的糖价格偏高。同时，从波动幅度上来看，上区域最小中区域其次下区域最大。

总之，由大量 Agent 聚集并进行自我繁殖形成的超级组织就是一个独立的“活”的个体，它展现出了非常丰富的发展动态，具有自己独特的发展周期。同时，超级组织的维持需要消耗大量的资源，这就导致了组织外部的 Agent 需要通过运输和交易来维持超级组织的存在。

超级组织内部的价格波动相对稳定，但也展现了随区域不同而呈现的非均衡性特点。

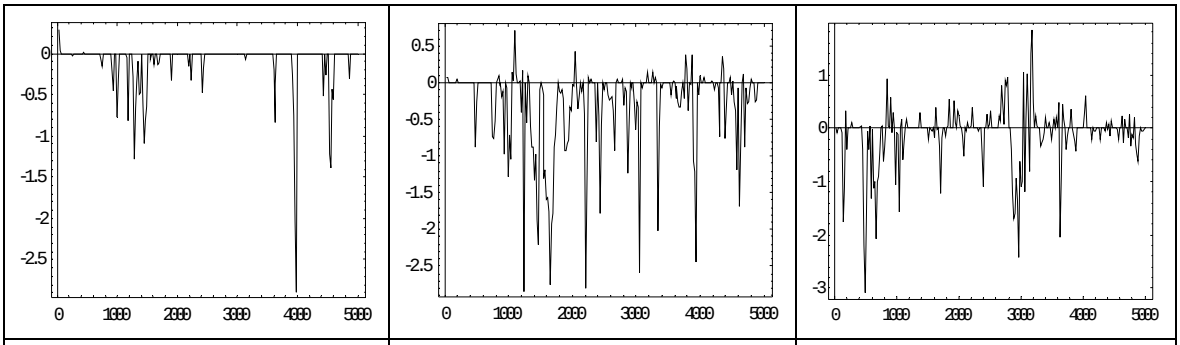


图 6-31 超级组织的局部价格波动

6.3.3 第二组试验小结

人类社会中的交易市场是一种长期的进化产物，也就是说人类社会进化到一定程度才能产生交易市场。然而市场的形成过程是怎样的，市场的演化遵循什么样的规律？为什么交易市场总处于一种生生灭灭的变化过程中？为什么小规模市场可以聚集形成大规模的城镇甚至是超级的都市？所有这些现象虽然有大量的历史文献记载[56]，但是却很少有人运用模型的方法来研究该现象。新兴古典经济学曾讨论社会分工引起的市场的形成，并给出了市场形成的角点均衡解[55]。该结论具有很强的说服力，然而它是一个静态的模型，它不能反映市场、城市自下而上的动态形成过程。

本试验就尝试用 AEM 模型来对交易市场、交易组织的涌现以及演化行为进行初步的说明和解释。

首先，AEM 中的组织形成试验证明了，单个 Agent 只要遵循简单的聚集规则，也就是在交易的同时尽量靠近其他的交易伙伴，那么市场组织就有可能自下而上的涌现生成。进一步，组织呈现出不断的分解、形成的复杂动态。几乎没有一个组织可以永远持续存在下去，总会有一些偶然因素使得组织瓦解。另一方面，组织的规模会随着演化的进行而扩大。AEM 首先从小规模组织逐步过渡到中等规模组织。当改进了聚集参数，或者引入了自繁殖规则的情况下，Agent 群体还能形成更大的组织甚至是超级组织。如果把小规模组织比喻成人类的集贸交易市场，那么中等规模组织就是城镇，而超级组织就相当于人类社会中的城市。这种 AEM 与人类社会的类比不仅体现在组织的规模上，更多属性方面的对比也是比较显著的。例如，超级组织的存在需要新陈代谢大量的资源以及超级组织内部的价格不均衡性等规律都可以对比人类社会。

在组织不断形成的同时，系统地域之间的差异开始逐渐增大。这主要体现在价格波动在不同的区域呈现出明显的不同。因此，组织的出现和演化会加深整个系统的不平衡性。经济不平衡不仅体现在价格随时间的波动也体现在价格随空间区域变化而呈现的波动。所有这些结论都是新古典经济学没有揭示的。

值得指出的是，AEM 对于市场组织的模拟仍然是一个很粗糙的模型，它还不能精确预言现实世界的情况，但是它用简单的几条规则所反映出来的能够与现实世界进行很好隐喻、对比的丰富现象可以反过来证明 ACE 这种自下而上的计算机仿真方法是可行而且有效的。

6.4 第三组试验——网络与流

本组试验重点分析 AEM 中的另一类涌现现象：流。我们知道，现实经济社会广泛的存在着各种流：人流、物流、信息流等。这些流构成了经济社会的血液，它的循环、传播速度是随着人类社会的进步而加快的[56]。在 AEM 中也广泛存在着流动，这主要体现在由大量 Agent 个体构成的“人流”和由 Agent 之间交换的商品构成的“商品流”。由于以往的文献很少有从 ACE 的角度对流进行分析与认识，所以，本小节需要先界定一些基本概念。另外，该组试验没有加入新的规则，而是采用了新的方法来分析现有的模型。

6.4.1 流的有关概念

6.4.1.1 什么是流

现实世界大量存在着流的现象，从水流到电流、人流、商品流、信息流等等。有些流现象很直观，比如水流、人流，而更多的流现象则不那么容易被观察出来，比如电流、信息流。因此，为了研究复杂适应系统中普遍存在的流现象，我们需要给流下一个足够抽象而具有普遍性的定义。

定义 1（流）：在一个系统中，大量主体在某介质上的集体、持续的运动现象就是流。

这个定义中隐含了三个需要进一步阐述的概念，分别是主体、介质、集体运动。首先，主体可以是实实在在的物体，也可以是介质上的某种构型（Pattern）。例如，水质点就是水流运动的主体、单个人是人流中的主体。而 Internet 网上的信息流中的主体则是一串高电位（1）、低电位（0）的组合序列，虽然电位也在移动，但是我们不能把信息流还原成电位的运动，而应该把眼光锁定在电位组合之上的构型，这样信息才有了意义，信息流才得以呈现。

其次，介质是一个抽象的概念，广义上说，它是一种网络拓扑结构。它给流提供了背景和支持。介质既可以是实在的空间，又可以是某个抽象的网络。例如，水流、人流的介质就是我们赖以生存的物理实在空间。而商品流的介质则是每一个交易者通过买卖关系而构成的关系网络。信息流的介质是 Internet 网上成千上万台主机连接在一起的计算机网络。主体-介质构成了流中的一对相辅相成的概念，介质支撑了主体、主体控制了介质，并给介质赋予了意义。主体和介质往往错综复杂的掺合在一起而形成了多种流。比如，水流质点主体在物理空间上移动形成了水流，而大量的水滴又构成了水流之上新的构型主体：波纹传播的介质。人流在物理空间上流动，而商品流中的商品主体又把人当作了介质而完成了自身的传播。

最后，大量主体的集体、持续的运动才能构成流。集体、持续运动是一个很难给与界定的模糊概念，然而它指出了流现象锁定的是大规模个体在时间上持续的宏观涌现规律而不是简单的个体运动。因此，电子的随机振动不能形成电流；同样，若干电子短暂的运动也不能形成流，而大量电子同时的、持续的定向运动才能形成电流。单个商品的短暂交换不能形成流、大量商品的持续交换活动才能形成商品流。

6.4.1.2 如何考察流

6.4.1.2.1 介质的拓扑性质

首先，既然介质是一种普遍存在的抽象概念，那么我们可以考察介质空间的拓扑结构。我们可以把任意的介质空间抽象成一个因果相关的网络，那么网络上节点的连接方式就是该空间的拓扑结构[29]。例如物理空间可以被抽象成离散的网格空间。而对于商品流的介质：人与人构成的交易网络则不那么简单，这是一个复杂的网络。然而近年来复杂网络的发展使得人们可以分析大规模复杂网络的统计属性。

6.4.1.2.2 网络上的动态

其次，我们需要考察流主体在介质上的动态。这包括主体在介质上的各种行为，例如传播、扩散等。在本文中，我们将从下面几个方面来研究这些动态：

(1) 单个主体的行为

当我们分析流的时候，可以把目光集中到流中的某单个主体，这样该主体不是在被动的运动而是在介质空间上主动的传播。有些主体是可以在传播过程中分解成更小单元的，这些主体具有扩散的能力。

(2) 流量

流量是指空间中某固定区域中在单位时间内通过的流动主体的数量[114]。流量可以分成局部区域的流量和整体流的流量平均值两个方面。流体力学中研究的流量往往是某个横断面中的局部流速，而在社会网络中我们关心的往往是整体流动中的平均流量。流量反映了介质对流动支持的能力大小，同时因为流量考察的是单位时间内流动的大小，如果流动主体运动速度都一致，那么流量与流速是成正比的。所以，流量也可以从另一方面反映流动的快慢。流量越大表示流动的越快，流量越小，流动的越慢。

(3) 流的影响范围

流的影响范围是指流在介质上的波及范围。当流动主体是可以扩散、再分的单元，那么我们可以用流动宽度来刻画流的影响范围：也就是在某一时刻，某个流动主体生成的扩散单元所占介质的大小。

另外我们还可以流动深度来刻画流的影响范围。流的深度就是某流动主体在时间历史上能够影响到的介质范围总和。流动宽度和流动深度分别反映了流在空间和时间上的影响范围。

6.4.1.3 流的形成与演化

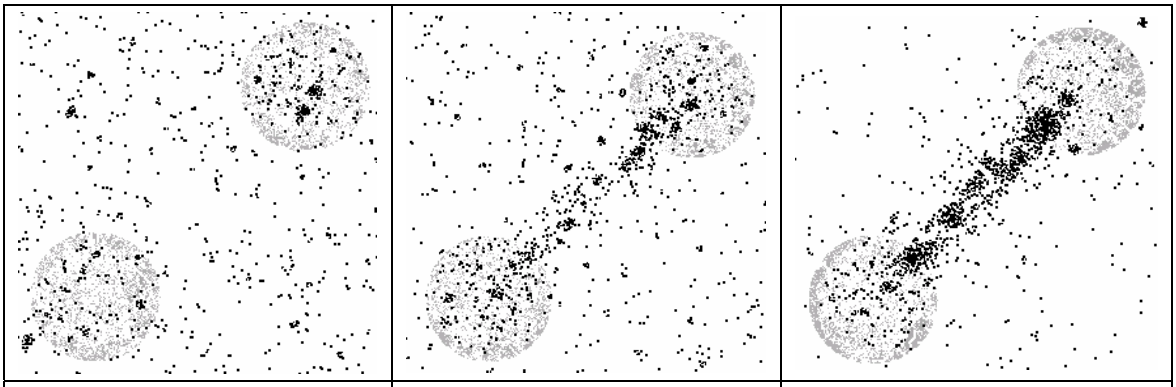
Holland 在他的著作《隐秩序》[61]中明确指出，“聚集”与“流”是复杂适应系统具备的两个重要属性。但是，通过观察现实我们发现，并不是所有的复杂适应系统都同时具备“聚集”和“流”这两个属性。一般的，复杂系统的发展先要经历聚集阶段，大量的主体不停的聚集或者分解；之后，复杂系统中才会出现“流”的特性。Fliedner[115]曾经按照复杂性的发展将复杂系统分成 6 个阶段，其中，第三个阶段才体现为流过程。所以，我们认为：流并不是所有复杂适应系统都具备的属性，而是它发展到一定阶段才会显现出来的特性之一。按照流的抽象定义，一个系统中可以分成多种流，而这些流出现的时间也是不同的，它们有较明显的排序。这就是不同层次流的形成。另外，流在复杂系统中也要不断演化，它具备自身的运动规律。这些都是本组试验所关心的问题。

6.4.2 AEM 中的 Agent 流

在 AEM 仿真世界中，我们能够明显看出流逐渐涌现、形成的过程。首先，从定性规律上，我们能够看出大量 Agent 从无规则的运动形成 Agent 的“人流”涌现过程。尤其是在加入了聚集规则后，大量 Agent 首先要聚集形成若干组织，然后才会逐渐在糖区域和香料区域之间形成宏观可观察到的 Agent 流动，例如图（6-32）所示的 Agent 流形成的不同阶段。

关于 Agent 流，流动主体是每个 Agent，流动的介质就是 AEM 中的虚拟网格空间，它的属性比较容易直观的观察出来。首先，Agent 在不能自繁殖的情况下是不可扩散的主体，因此它的影响范围较固定，在空间中体现为两块资源地之间的带形区域。而对于 Agent 的流量，我们需要进行定量的考察。当人们测量某区域的水流流量的时候需要事先确定一个水流断面，然后测量单位时间内流过该断面的流体体积。可以仿照对水流进行测量的方法来刻画

Agent 流的流量，即在网格上选定一个断面，然后测量在一个时间段内经过该断面的 Agent 数量。



300 仿真周期 在资源处形成聚集	1000 仿真周期 Agent 流初步形成	1600 仿真周期 Agent 流已形成，同时在流动过程中形成交易组织

图 6-32　Agent 流的形成

为了测量 Agent 流量的演化情况，我们将 AEM 的空间中间进行切割形成了一个断面，如图 6-33：

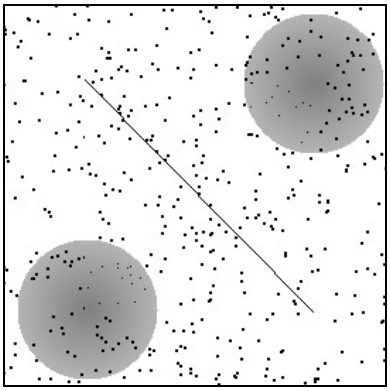


图 6-33 断面示意图

然后对穿过该断面的 Agent 进行计数，以 20 个周期为一个计时步长，考察流过该断面的 Agent 数量作为 Agent 流的流量。为了进行比较，我们分析在三种情况下的 Agent 流演化：无交易、有交易、交易和聚集同时存在。结果如图 6-34：

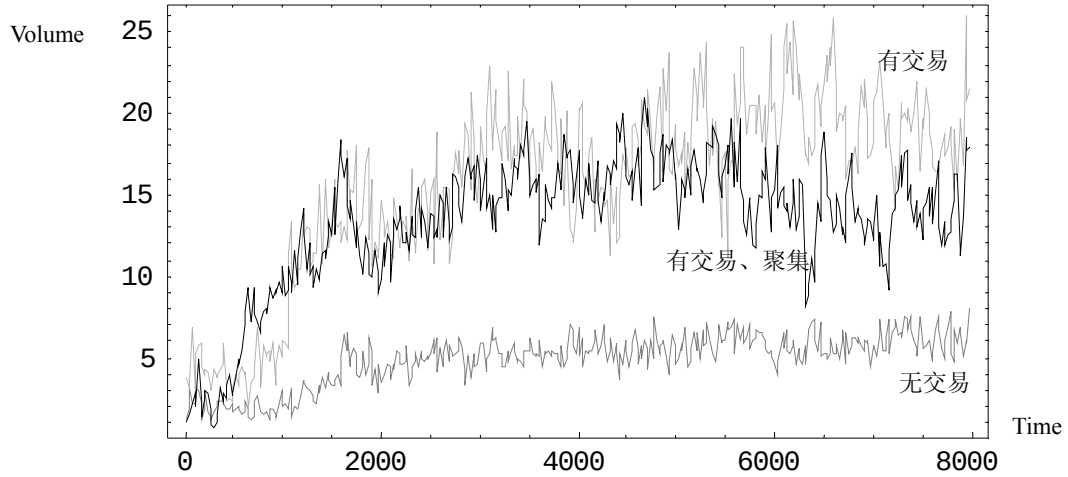


图 6-34　断面处 Agent 流量的变化

首先，无论哪种情况，Agent 流经过断面的流量都会形成增长的趋势。其次，三种情况下的绝对值是不同的。在有交易的时候 Agent 流量最大，大量 Agent 穿梭断面，交易迫使它们快速移动。因为加入了聚集规则会迫使交易的 Agent 进行聚集形成团块，而团块阻碍了其它 Agent 的运动，所以与无聚集规则相比，加入了聚集规则反而阻碍了 Agent 流的流动。

交易规则的加入使得 Agent 流更加通畅的运动，同时还创造了一种新的流："商品流"。Agent 可以通过与其它 Agent 进行交换而实现商品在 Agent 流之上的流通，也就是说 Agent 流成为了商品流的媒介。一般情况下，AEM 系统的发展会经历：Agent 流的形成、从 Agent 流到商品流的过渡两个阶段。但是，商品流不是那么容易被观察到，所以，我们必须开发新的方法来研究 AEM 中的商品流。

6.4.3 网络分析

6.4.3.1 交易网络

当两个 Agent 之间发生交易的时候，商品流动就会发生。因此，商品是以 Agent 为介质的一种流动。而如果把 Agent 看作是介质，那么商品流动的空间将不是一个传统意义上的欧几里德空间，而应该是一个 Agent 通过发生交易而形成的交易网络。因此，我们有必要先研究 Agent 的交易网络的性质。

我们可以很自然地把 Agent 看作是节点，如果两个 Agent 在某时刻发生了交易就用一个连线连接起来这两个节点。然而，问题的难点在于如果从某个瞬时来看，正在发生交易的 Agent 数目可能很少，这样，任意时刻的交易网络可能不能反映 AEM 社会的整体性质。另一方面，如果我们考察足够长的时间，认为只要两个 Agent 在某一时刻发生了交易就画上它们的连线，那么这样的网络可能会有过多的连接边。因此，为了弥补上面两点不足，我们可以考察在某一个确定时间段内交易网络的联接情况。这既能反映出某段时间内网络的平均状态，又能在较长的时间尺度内观察网络的动态。具体的，我们用下面的数学语言来定义交易网络。

定义 2（交易网络）：我们称加权图 $G_{(t1\text{-}t2)}=<V,E,W>$ 是一个某时间段 $[t_1,t_2]$ 内的交易网络。其中 V 是顶点集，它是在 $[t_1,t_2]$ 时间段内所有存活在 AEM 中的 Agent 的集合，而边集为：

$$E=\{e=<v_1,v_2>|\ v_1,v_2\in V,\text{如果在}t_1\sim t_2\text{时间段内}v_1\text{与}v_2\text{发生了交易}\} \quad (6\text{-}2)$$

它仅仅包括在时间段 $[t_1,t_2]$ 内进行了交易的 Agent 对。$W:E\to N$ 表示每条边的权值，N 是自然数集合。权值是一个整数，表示边 $e=<v_1,v_2>$ 上的两个 Agent：v_1 和 v_2 在 $[t_1,t_2]$ 内发生交易的次数。如图 6-35，是一个交易网络的示意。

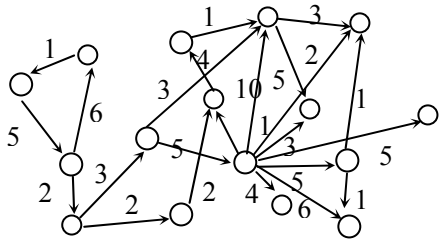


图 6-35 资源传播网络示意

为了考察交易网络的拓扑性质，我们将忽略网络边的权值信息，这时，常常将一个加权图映射为一个无权图，这被称为交易网络的截图：

定义 3（交易网络的截图）：称 G_α 是交易网络 G 的 α 截图。其中 G_α 是 G 的一个子图，并且 G_α 的任意一个边 $e=<v_1,v_2>\in E(G)$，即都是 G 的边，并满足 $W(e)\geq\alpha$

通过交易网络的截图我们能得到一个反映某时段[t_1,t_2]内的交易网络平均情况，并且可以分析该网络的拓扑结构特征。在复杂网络的分析中，人们往往关心无向、无权网络的性质，所以对于交易网络，我们也把它当作无向、无权网络来处理。

为了讨论网络的统计特征，我们将采用复杂网络理论中的度分布、聚集系数等概念来分析 AEM 中的交易网络。为了更加清晰，我们先列出有关复杂网络的一些定义。

定义 4（节点的度）：对于任意的节点，它连接的边数就称为该节点的度。

定义 5（度分布函数，简称度分布）：度分布函数是指节点的度数在不同区间上的分布。

度分布函数可以描述网络连接的性质，一般随机图的度符合泊松分布，而无尺度网络符合幂率分布。

在很多复杂网络中（社会网络、生态网络等等）都普遍存在着聚集现象。也就是网络中的一部分节点紧紧聚集在一起。为了刻画网络的聚集程度，我们需要引入聚集系数的概念。在此之前，我们必须介绍一些与聚类系数的相关概念[29]。

定义 6（某节点的邻居网络）：给定图 G 上的任意一个节点 v，它的邻居网络是一个 G 的子图 $\Gamma(v)$，其上的任意一个节点都与 v 相连并且 $\Gamma(v)$ 不包含节点 v 自身。

定义 7（子图 $\Gamma(v)$ 的聚集系数）：对于子图 $\Gamma(v)$，定义：

$$\gamma_v=\frac{|E(\Gamma(v))|}{C_{k_v}^2} \tag{6-3}$$

为 $\Gamma(v)$ 的聚集系数。其中，$|E(\Gamma(v))|$ 表示子图 $\Gamma(v)$ 中包含的边的个数。k_v 表示图 $\Gamma(v)$ 中的节点个数。$C_{k_v}^2$ 表示求子图中的 k_v 个节点最多能够连接多少不同的联线方法。因此，该聚类系数反映了子图中实际拥有的连接数与该子图可能连接的数字比例。

定义 8（网络的聚集系数 γ）：网络的聚集系数就是指整个网络所有节点的邻居子图的聚集系数的平均值。

显然 $\gamma\in[0,1]$。当 $\gamma=0$ 的时候表示任意网络节点的两个邻居都彼此不相连。而当 $\gamma=1$ 的时候表示网络中存在着一个或者多个全互联到一起的聚簇。γ 越大表示网络的聚集程度越大、拥有的聚集集团个数越多、集团规模越大。

6.4.3.2 资源的传播

Agent 交易在宏观会形成商品的流动，然而如何观察到商品在 Agent 交易网络这个介质之上的流动是一个比较困难的问题，因为我们无法直接对商品流动进行观察，为此，我们专门设计了一种试验方法。

6.4.3.2.1 资源传播与追踪方法

为了探索 AEM 系统中的商品流通的过程与演化规律，本文发明了一种叫做“资源传播与追踪”的方法。

首先，我们先要分析 AEM 系统中的糖资源或者香料资源的特点。第 3 章已经指出，每单位的糖资源或者香料资源都是一个独立的对象，它们称为**单元资源**。它们可以在仿真环境中生长，同时具备：位置、含量、最大容量等属性。我们可以选择每一单元糖资源或者香料资源作为研究对象分析它们在若干 Agent 之间的传播规律。然而，难点在于每两个 Agent 在交易的过程中并不是按照单元资源整体而完成交换的，而是以每个 Agent 所拥有的糖的总量进行交易。换句话说，每个单元资源并不是交易过程中的最小单位，它是可再分的。为了解决这个问题，我们假设每单元资源在每次 Agent 交易的过程中形成了两份拷贝，一份留在原 Agent 手上，一份被传递给交易的 Agent，同时，这两个 Agent 拥有了不同含量的部分单元资源，具体数额则应该根据第 5 章的交易规则来确定。也就是说，我们设想单元资源是可以在交易过程中被分裂的。我们把每一次交易中分配到两个 Agent 手中的资源称为**交易资源**。因此一个单元资源可以在 Agent 之间的交易中分解成多个交易资源。

为了追踪单元资源是如何在交易网络上传播的，我们可以给若干单元资源做上标记，例如给它们染上红色。而被标记的资源一旦被 Agent 采集，那么 Agent 也被做上该标记（染成红色）。每当 Agent 与其它 Agent 进行了一次交易，那么交易的双方 Agent 都会被标上标记。我们会看到红色的糖资源先是“感染”Agent1，然后 Agent1 与 Agent2 完成交易，这样 Agent2 也会变成了红色。当某个 Agent 因为新陈代谢消耗光了所标记的资源，那么该 Agent 就不再被染成红色，如果某一时刻所有的 Agent 都消耗光了标记的资源，那么该单元资源在整个 AEM 社会中也就自然消失了。

6.4.3.2.2 相关概念

为了更好的理解资源传播与追踪的方法，我们首先用数学语言给出相关概念的定义。

6.4.3.2.2.1 资源传播网络

通过标记资源物体我们就可以追踪某一个特定单元资源在 Agent 交易网络中的传播情况了。对于某一个单独的被标记资源来说，由于每个单元资源传播的时候是可以再分的，所以该物品沿着 Agent 群体的传播过程可以形成一个网络结构。下面给出数学定义：

定义 9（资源传播动态网络）：对于某个单元资源 a, 有向图 $H=<V,E>$ 为该单元资源的传播网络，其中 V 为传播过 a 的所有 Agent 集合，

$$E=\{<v_1,v_2,t>|\text{在时刻 t，}v_1\text{把 a 传递给了 }v_2\} \quad (6\text{-}4)$$

这样图 H 中的每条边都带有一个时间标签，显然一个连接就代表了某时刻的一次交易。并且图 H 中两个节点之间可能存在多条边，这是因为某两个 Agent 之间可能在不同时间发生了多次交易。

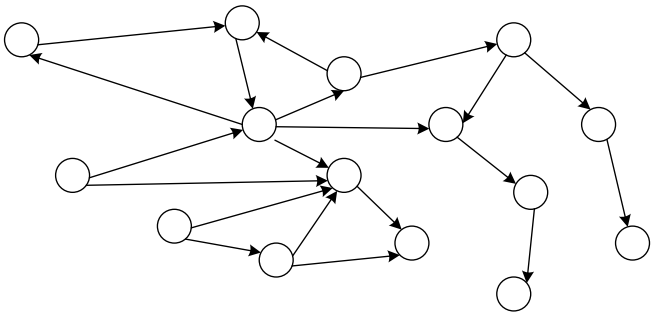


图 6-36 资源传播动态网络示意

（其中边上的权值表示交易发生的时刻，如果有两个以上权值则表示该两个 Agent 的交易在多个时刻发生过）

对于这种有重复边的网络我们需要把它转换成标准网络才容易用复杂网络的方法分析。

因此我们需要定义资源传播的静态网络。

定义 10（资源传播静态网络）：对于某个被标记的单元资源 a, 有向图 *H*=<*V*,*E*>为一个资源传播网络，其中 *V* 为传播过 a 的所有 Agent 集合，

$$E = \{< v_1, v_2 > | \text{在某时刻 } v_1 \text{把a传递给了 } v_2\} \quad (6\text{-}5)$$

显然与定义 9 相比，定义 10 网络去掉了每条边上的时间标签，因而任意两个节点之间至多有一条边相连，而网络的拓扑结构没有大的改变。

6.4.3.2.2.2 资源传播时序图

由于单元资源在 Agent 体内可以被消耗，因而有可能在某个时刻该资源就被消耗光了，另外在传播过程中某个 Agent 也有可能死亡。这些动态的情况不能够用静态的图来反映，因而定义 9 和定义 10 给出的资源传播网络是有缺陷的。这样，我们需要新的描述资源的动态传播的概念。

定义 11（资源传播的时序图）：设 *T* 为单元资源 a 在 Agent 交易网络上的存活时段，有向图 *D*=<*V*,*E*>为单元资源 a 的传播时序图，其中：

$$V = \{< \text{ag}, t > | \text{ag为某时刻t持有a的任意Agent}, \forall t \in T\} \quad (6\text{-}6)$$

设关系 $R \subseteq V \times V$，如果 $v_1 R\, v_2$ 表示在时刻 t_2，ag_1 把 a 传递给了 ag_2，其中

$$v_1 =< ag_1, t_1 >, v_2 =< ag_2, t_2 >, \text{那么 } E = \{< v_1, v_2 > | v_1 R\, v_2\} \quad (6\text{-}7)$$

也就是说，我们可以按照时间顺序把每一时刻持有资源 a 的 Agent 排成列，这样列与列之间的有向线段就表示在后一时刻两个 Agent 之间发生了交易。例如示例图：

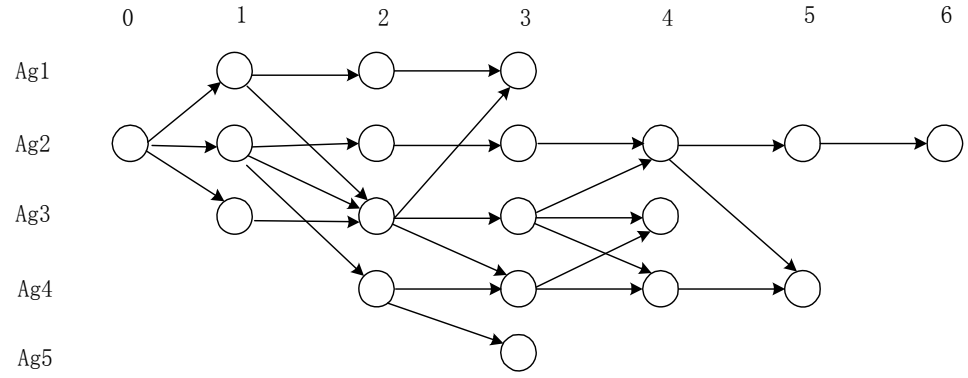


图 6-37 资源传播的时序图

（其中每一个横行表示一个 Agent，每一个纵列表示一个传播的时刻。该图表示了某个单元资源在时间[0,6]内的传播过程）

有了资源传播的时序图，我们就能定义在任意一个时刻资源传播的广度与深度。

定义 12（资源传播的广度）：在任意时刻 t_0，资源传播时序图中节点子集为：

$$V_0 = \{v =< ag, t > \in V \mid t = t_0\} \quad (6\text{-}8)$$

那么，该集合的元素个数就定义为 t_0 时刻资源 a 的传播广度。

显然，资源传播广度反映的是在某一时刻资源传播在空间上的范围。这里的空间不是 AEM 中的网格空间，而是指 Agent 构成的交易网络空间。类似，我们可以给出资源传播深度的定义，它应该能反映对于某个单元资源来说它在存活时间上所经历的最长的传播路径。

但是，目前资源传播的时序图还不能反映深度的概念，所以我们需要定义赋权时序图、起点、终点、路径等概念。

定义 13 （赋权时序图）：在时序图 D 中，对所有的边 $e_{ij}=<v_i,v_j>$，其中 $v_i=<ag_i,t_k>$， $v_j=<ag_j,t_{k+1}>$ 赋权：

$$w_{e_ie_j}=\begin{cases}1 & if\ ag_i\neq ag_j\\ 0 & if\ ag_i=ag_j\end{cases} \tag{6-9}$$

则我们称赋权之后的时序图为原图的赋权时序图，记为 *w(D)*。

定义 14（起点/终点）：在图 *D* 或者 *w(D)*中，某个节点 *v*，如果对于任何其他的 *V* 中的节点 *v'*来说，不存在边：$e=<v',v>(e=<v,v'>)$，那么该节点 *v* 就是起点（终点）。

显然，时序图必然存在唯一一个起点，该点就是第一个采集了单元资源 a 的 Agent。而时序图可能有多个终点，这些终点都表示将单元资源的交易资源拷贝消耗完或者持有 a 的 Agent 死去了。

定义 15（传播路径）：设图 *D* 或者 *w(D)*上的边、节点的交替序列：

$$Q=<v_0e_1v_1e_2v_3\cdots v_{n-1}e_nv_n> \tag{6-10}$$

其中对于所有的自然数 *i*， $e_i\in E$，并且 e_i,e_{i+1} 拥有公共点 v_i。v_0 是一个起点，v_n 是一个终点。则称序列 *Q* 为一条 *D* 或者 *w(D)*上的资源 *a* 的传播路径。

定义 16（路径长度）：设赋权时序图 *w(D)*上的一个路径为 *Q*，则定义

$$l(Q)=\sum_{i=1}^{n}w_i \tag{6-11}$$

为该路径的长度。其中 w_i 为路径 e_i 的权重。

不难看到，根据赋权图中权重的定义，所有连接重复节点的边权重都为 0，那么路径的长度就是路径上那些发生实际交易的 Agent 个数。

定义 17（传播网络的深度）：在 *w(D)*上的所有路径中最长路径的长度为传播网络的深度，也就是传播网络的深度定义为：

$$l(w(D))=\max\{l(Q)\,|\,Q\text{是图w(D)上的一条传播路径}\} \tag{6-12}$$

为了清晰的说明传播路径、路径长度等概念，我们以时序图（6-37）为例。首先，图（6-37）的赋权时序图为（图 6-38）：

在该图上，起点只有一个：<Ag2,0>，终点有：<Ag1,3>, <Ag2,6>, <Ag3,4>, <Ag4,5>, <Ag4,3>。则每个终点都对应至少一条传播路径。例如节点<Ag1,3>对应的传播路径以及路径的长度列出在表（6-7）中（其中下标表示时刻）：

同样的道理，可以找出其他的从起点到终点的路径并计算出路径长度。最后，资源的传播深度为所有这些路径中最长的一个（多个），它们是：$<Ag2_0\rightarrow Ag1_1\rightarrow Ag3_2\rightarrow Ag4_3\rightarrow Ag3_4>$，$<Ag2_0\rightarrow Ag1_1\rightarrow Ag3_2\rightarrow Ag3_3\rightarrow Ag2_4\rightarrow Ag4_5>$。长度都是 4。这样，该资源 a 的资源传播深度就是 4。

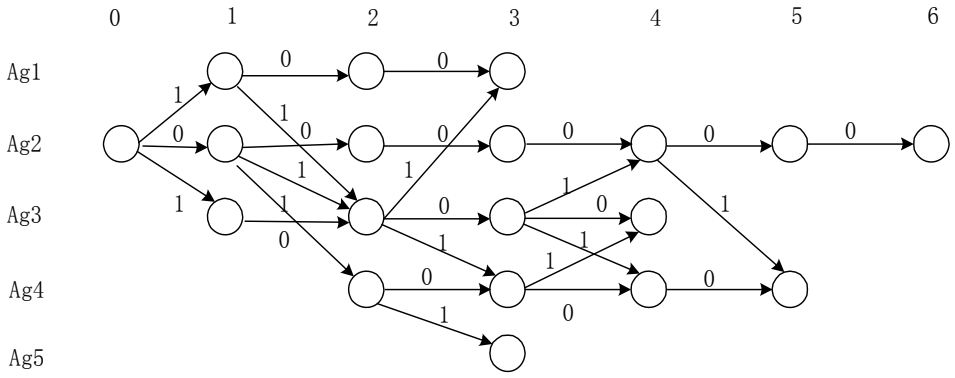


图 6-38 图（6-37）的赋权时序图

表 6-7 图 6-38 的路径列表

路径表示	路径长度
$Ag2_0 \rightarrow Ag1_1 \rightarrow Ag1_2 \rightarrow Ag1_3$	1
$Ag2_0 \rightarrow Ag1_1 \rightarrow Ag3_2 \rightarrow Ag1_3$	2
$Ag2_0 \rightarrow Ag2_1 \rightarrow Ag3_2 \rightarrow Ag1_3$	2
$Ag2_0 \rightarrow Ag3_1 \rightarrow Ag3_2 \rightarrow Ag1_3$	2

6.4.4 传播试验

介绍了相关的概念之后，我们需要设计具体的试验方案。

6.4.4.1 试验方案

在糖资源和香料资源的生长地，分别设计一个半径为 10 的正方形，把该正方形内生长的资源（一共有$(2*10+1)^2$=441 个资源点）都做上标记。当有 Agent 过来采集了该种子资源的时候，这个 Agent 也会被记上标记（染上红色）。如果 AEM 系统发生交易的频率很高，那么我们将会看到越来越多的 Agent 被染成红色，也就是说最初的资源在 AEM 系统中传播开了。当有某个被标记资源在 Agent 群体中被消耗光了的时候，就重新在正方形内产生一个标记点。

我们追踪这所有 2*441=884 个资源点的传播轨迹，分析它们的统计属性。例如，以某一个被标记的单元资源点 a 为对象，分析它在 Agent 社会中的传播过程。首先 a 被放置到 AEM 仿真环境中的一个固定点。接下来，如果有某个 Agent：B 采集了 a 资源点，那么 B 就被 a 感染上了（涂成了红色）。接着，B 在某时刻可能与 C 发生了交易，讨价还价的结果是 B 要把 a 的 60%转交给 C，那么 a 就又把 C 染红了，同时 B 仍然是红色。这样 B 和 C 分别作为两个感染源去与其它更多的 Agent 交易。如果在某个时刻，B 把所有剩下的 a 资源都通过交易卖给了其它 Agent，那么 B 就不再拥有 a 资源，从而恢复到了原来的颜色。

在演化过程中，每个 Agent 可能同时拥有两个或者更多的被标记交易资源，这样系统按照后进先出的原则进行交易。例如某个 Agent: M 在某时刻已经含有了交易资源 a，这个时候另外一个 Agent：N 通过交易把另一个交易资源 b 传给了 M，那么 M 就同时拥有了两个交易资源 a 和 b，并且 b 比 a 后得到。这样在下一次交易的时候，M 就应该先卖出 b 之后再卖出 a。

由于每个 Agent 在每时每刻都要消耗资源，这样也有可能消耗掉被标记的资源。同时，

当一个含有 a 资源的 Agent 死掉的时候，该 a 交易资源也被删除。如果某一时刻，所有拥有 a 的 Agent 都消耗掉了，那么 a 资源点就完成了一次它的生命周期，它就会在 AEM 中退出。

6.4.4.2 基本设置

在本组试验中，我们将对 AEM 中的商品流以及商品的传播网络进行讨论。而对于试验的基本参数以及决策规则没有作大的改进。因此，本组试验将采用与前两组试验相同的参数设置。在决策规则集合上，我们主要比较了有交易和无交易两种情况下商品流的演化趋势，所以本组试验的主要规则集包括：

随机游走（R）、寻觅糖资源（F）、寻觅香料资源（F）、交易（T）。同时为了保证系统的遗传进化，我们仍然让 Agent 群体都遵循人工繁殖规则（AP）。在考察聚集效应的时候，还将考虑规则 T+A。

6.4.4.3 程序实现方法

由于资源传播试验比较特殊，如果不更改程序，我们并不能直接对现有的仿真进行观察，所以必须放进额外的代码才能实现整个传播试验。值得说明的是，额外代码并没有改变原有程序的行为，而是增加了外界观察者的观察能力。

因为被标记的单元资源是一类特殊的物品，它会沿着 Agent 的交易网络而四散传播。所以，采用面向对象的观点，我们将建立新的类来描述被标记物品对象。

在计算机中，我们可以建立一个 MarkedUnit 类，它的实例化对象就可以构成对被标记单元资源的描述。它可以被 Agent 用于传播，因此该类包含属性：Capacity，表示该被标记资源在整个系统中的剩余总量（包括分布在各个 Agent 之上的量）；AllInfectedAgents 为一个列表，表示所有被该标记资源感染的 Agent 列表，如果该标记资源是红色的，则 AllInfectedAgents 中的 Agent 也是红色的；List Pathes，为一个列表，表示所有的传播路径列表，当该单元资源每被交换一次就会分裂，因而也会产生出一条传播路径。

另外，当被标记物体被一个 Agent 采集到以后，就开始了它的传播历程，每当 Agent 与其它的 Agent 进行交换的时候，该标记物品就会被一分为二，每一个 Agent 拥有的资源是交易资源。同时，每个 Agent 可能携带多个交易资源。因此，我们把被分解到每个 Agent 身上的交易资源也建立一个新的类加以描述。

我们建立 tradeUnitRes 来表示交易资源，该类主要包含三个属性变量，mgoods 为 MarkedUnit 类型，表示对应的被标记单元资源；agentList 为列表类型，表示/传播到这里的时候，之前经过的所有 Agent 列表；level 为整数类型，表示该交易资源的资源含量。

也就是说，每一个 MarkedUnit 实例在 AEM 中只要一被 Agent 采集到就会随着该 Agent 的交换行动不断的分解成越来越多的 tradeUnitRes 对象实例寄生在若干 Agent 身体上。同时，每一个 Agent 在一个特定时刻可能同时包含了许多被标记物品的交易资源，这些对象构成了 Agent 的 AllMarkedUnits 列表。我们可以把一个 Agent 包含的所有 tradeUnitRes 看作一个大的仓库存储着来自各个被标记物品传播过来的资源。

下面考虑资源的消耗。当 Agent 进行新陈代谢的时候就要消耗资源仓库中的各个 tradeUnitRes 实例，同时，当 Agent 卖出某个商品的时候，tradeUnitRes 也要受到影响，它会分解成更小的份分配到两个 Agent 身上。但是这两个过程对所有 tradeUnitRes 对象仓库的操作顺序是不同的，新陈代谢操作是按照后进后出的顺序完成的，而交换物品操作则是按照后进先出的顺序。

当每进行一次商品交换的时候，例如 A 把一个被标记物品 mg 卖给了 B。这样 mg 被分配到 B 上，那么 B 的 AllMarkedUnits 就会添加一个新的 tradeUnitRes 实例，同时 mg 对象中

的 agentList 就会添加一个新的元素 B。经过若干时间以后，mg 的 agentList 列表中元素的个数就形成了 mg 这个物品的传播宽度。并且，所有的与 mg 有关的 tradeUnitRes 中的 agentList 列表中元素个数的最大值就形成了 mg 的传播深度。

6.4.5 仿真试验结果

按照上面叙述的试验方法，我们进行 AEM 中的物品传播试验。

6.4.5.1 交易网络

6.4.5.1.1 度分布与无尺度网络

首先，我们观察 AEM 中的交易网络演化情况，每隔 100 周期就记载一次整体交易网络的数据。由于在这 100 个周期里面，两个 Agent 之间发生交换关系的 Agent 很多，但是这些交易关系往往仅发生一次不算长久，因此这样发生了一次交易的 Agent 之间不能算建立起了交易网络。但是，如果 Agent 之间在 100 个周期内发生了多次交易，则我们可以认为这两个 Agent 之间建立起了交易关系。我们假设在 100 个周期内发生了 5 次以上交易的 Agent 建立起来了网络。也就是我们需要观察交易网络的截图，下图为系统运行到 3000 个周期，交易网络的G_5截图(也就是把这 100 个周期中，交换次数在 5 次以上的两个 Agent 才认为在交易网络之中)。

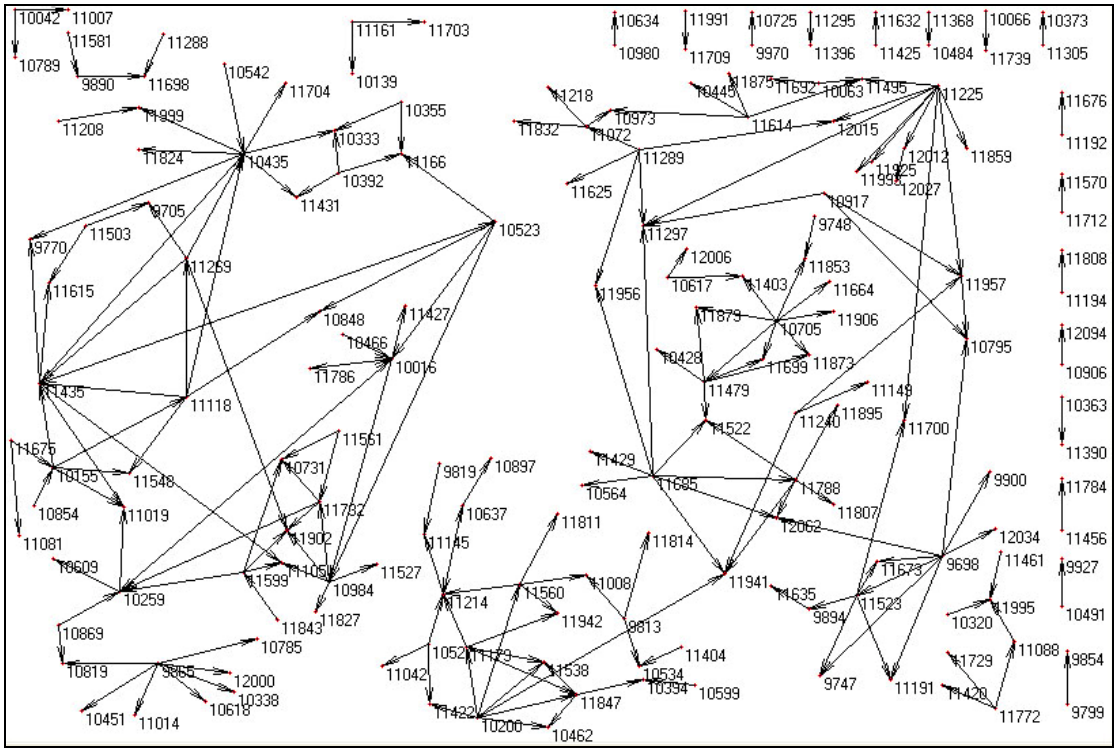


图 6-39 交易网络

（其中数字为 Agent 节点的标识，无其它意义）

通过观察该图，我们会发现如下几个特征：

（1） 存在着很多孤岛，尤其以两个节点的连接孤岛为主；

（2） 有两个大型的不相连通的子网络，其中每个子网络中的节点都紧密地聚集到一起；

（3） 有少数几个节点拥有着大量的连接，而多数节点则拥有很少的连接。

存在着不连通的情况是因为该图是从一个完整的交易网络图求截图而得到的。节点的聚集情况可以通过后面的聚集系数观察到。而对于少数节点拥有大量连接的现象可以用节点的度分布函数来进行考察。当我们绘制出该网络的度分布函数的时候，会得到下面的图：

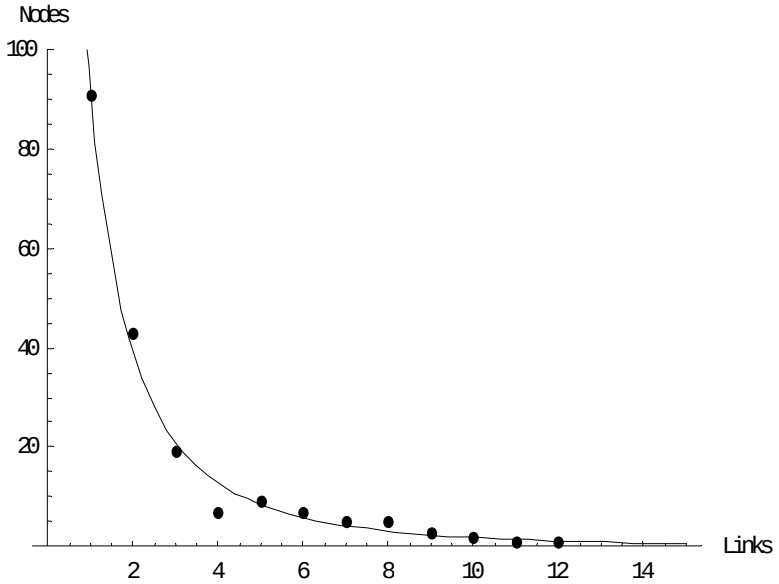


图 6-40 交易网络的度分布曲线

（其中横坐标是连接的度数，纵坐标是在该度数下对应的顶点的个数，连接曲线为这些点的拟合曲线）

可以明显看出，该网络的度分布近似服从一个双曲线的一支，我们可以用一个二次的双曲线函数来拟合这些数据点，拟合曲线方程为：

$$\frac{400.101}{(1+x)^2}-\frac{16.5371}{1+x} \qquad (6\text{-}13)$$

之所以选择 1/（1+x）为基函数是为了方便 x=0 时候的处理，它对曲线的形状影响不大。双曲函数是幂函数的一种。为了进一步看出度分布的幂率关系，我们还可以在对数坐标下画出度分布图，也就是对度分布函数取对数，这样，离散的数据点在对数坐标系下近似为一条直线。

其中，拟合直线的方程为：

$$4.80674-1.76937x \qquad (6\text{-}14)$$

也就是说，对于任意一个度数 x，它对应的网络中的顶点个数为 y，则它们满足：

$$\begin{aligned}&\ln(y)=4.80674-1.76937\ln(x)\\&\Rightarrow y=e^{4.8}e^{-1.8\ln(x)}=4.8x^{-1.8}\end{aligned} \qquad (6\text{-}15)$$

即度分布函数符合幂函数形式，因而根据复杂网络理论的研究成果，这是一个无尺度网络。

为了验证其他时刻的交易网络也服从无尺度网络幂率分布的性质，我们分别考察了从 1000 周期到 8000 周期中每 1000 个周期的网络拓扑情况，它们的分布函数对数图都可以用一条直线拟合，但是拟合直线的斜率是不同的，但基本徘徊在-2~-1.6 之间，可见它们都是无尺度网络[116]。

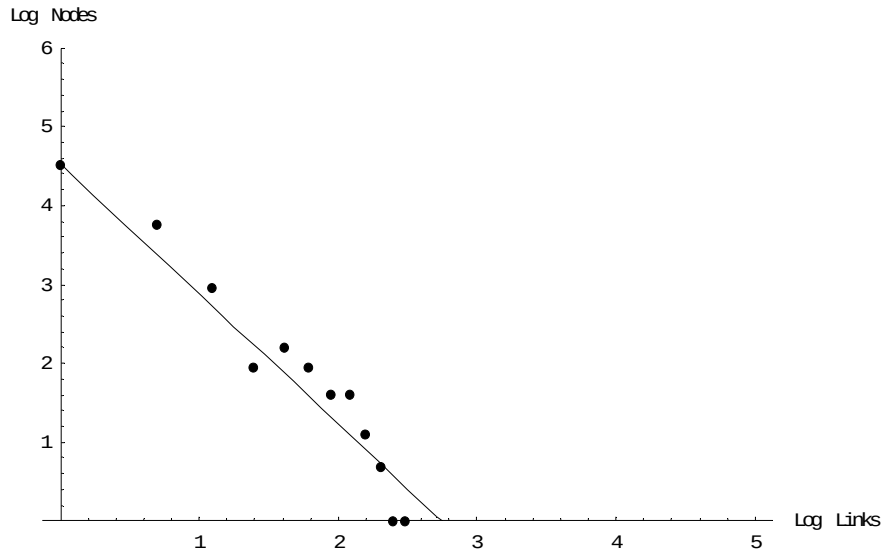


图 6-41 交易网络节点度分布的对数曲线，其中对数底为 *e*

无尺度网络不同于普通的随机网络，它是一种普遍存在于社会系统、Internet 网络系统、生命系统中的网络拓扑形式，它具有节点的连接数符合幂律分布的特征，其中少数具有大量连接的节点被称为关键节点。同时，无尺度网络具有很强的鲁棒性，也就是对于随机的攻击，网络系统具有很强的自我修复能力；但是对少数关键节点的蓄意攻击则会很容易摧毁整个网络体系[30]。

交易网络也是一个无尺度网络意味着 AEM 模拟系统中也存在着社会系统普遍存在的正反馈效应。少数节点拥有大量的连接而大多数节点仅拥有较少数目的连接是一条无尺度网络的普遍规律。在交易网络中，这就意味着少数 Agent 成为了商品交换的重要角色，它们可能由于某种偶然的原因而锁定到频繁交换商品的状态，因而它们成为了交易网络中的关键节点。然而大多数 Agent 拥有非常少的连接意味着这些交易者对于整个交易网络起到了微不足道的作用。

既然 AEM 中的交易网络也是无尺度网络，那么该网络自然也会具有无尺度网络的各种性质。其中，鲁棒性是交易网络的重要性质之一。因为 AEM 中的交易网络是通过 Agent 之间的交换从无到有自发生成的，所以，AEM 中的交易网络会自发朝向鲁棒性强的方向演化。那么，我们随机删除交易网络中的若干节点（任意杀掉一些 Agent）是不会破坏整个交易网络的。然而，假如我们蓄意进攻网络中的超级节点（频繁交换的那些 Agent），则这将会导致交易网络的破坏。

6.4.5.1.2 网络的动态演化

交易网络的静态属性体现为无尺度网络，下面我们再考察网络随时间演化的动态属性。下面的试验是系统运行从 1000~8000 周期之中交易网络的演化情况（之所以计数从 1000 开始是因为之前几乎不能得到有效的交易网络）。首先，可以很直观地看到，由于随着系统的运行 Agent 选择交易的数量将会越来越多，这样交易网络的规模也会越来越大。

体现在图（6-42）中就是交易网络的节点数随时间将越来越多，这表示越来越多的 Agent 会陷入到这个巨型的交易网络之中。

下面我们再来观察交易网络的度数随时间的分布情况（如图 6-43）。

从该图中可以看出，交易网络的连接度随时间有小幅度的增长趋势。也就是节点和节点之间的联系也在逐渐增多，但是起伏比较大。

节点数目和节点度数反映了网络的直观属性，关于网络隐含的拓扑属性我们将用下面的参数：聚类系数来研究。我们都知道，在现实的社会网络中，聚集现象普遍出现。例如在交

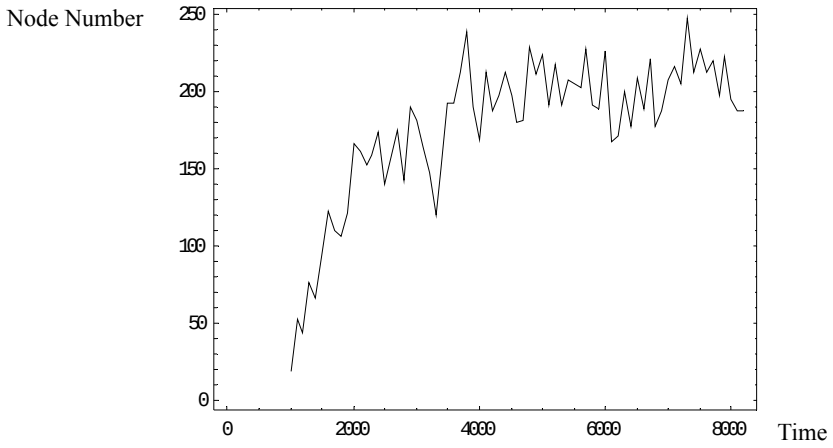


图 6-42 交易网络的节点数随时间的演化

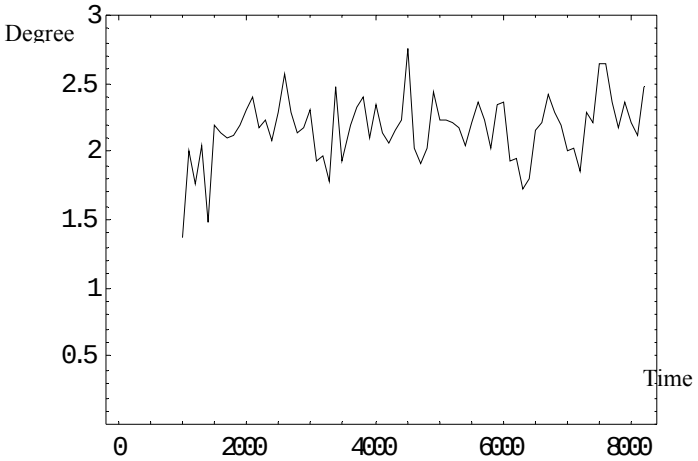


图 6-43 交易网络的度数随时间的演化

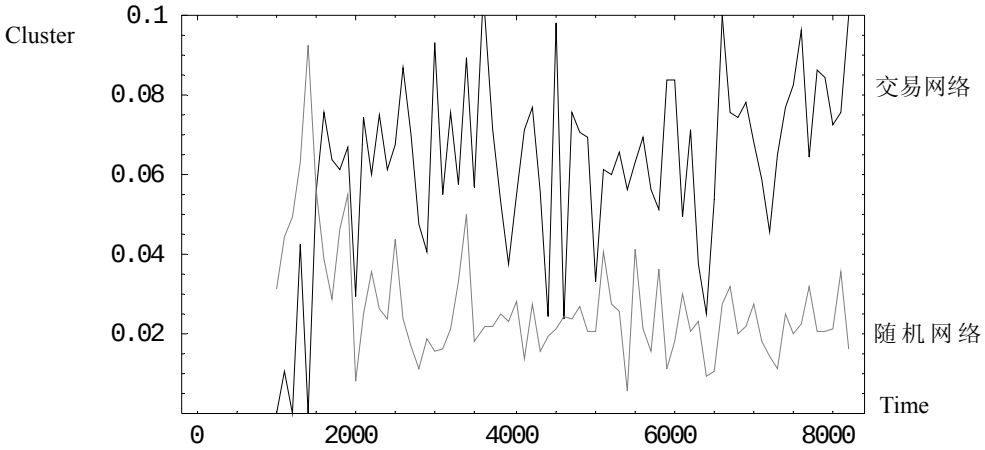


图 6-44 聚类系数随时间的演化（与同等条件下的随机网络相比较）

际网络中，人们分成了若干小团体，每一个团体就可以看作是一种聚集，在聚集中的节点一般联系非常密切。聚类系数可以反映网络中的聚集效应，也就是说如果网络节点通过连线聚集的程度越大，那么网络的平均聚类系数也会越大。图 6-44 是交易网络的聚类系数随时间的演化情况。为了对比，我们在同一图上画出了具有相同网络参数（节点数和平均度）的随机网络的聚类系数（如图 6-44）。

从这个图中我们能够看出，首先，聚类系数随着时间的增长而呈新出明显的上升趋势，尤其是在 2000 周期左右，聚类系数增长出现了一个突变阶段。其次，通过与同等条件下（相同的节点数、相同的连接度）的随机网络相比较可以明显看出，交易网络的聚类系数要远大

于随机网络的聚类系数。聚集系数的增加意味着交易网络可以更加紧密地联系在一起。在第二个试验中我们观察到了 Agent 的聚集行为，而本试验的结果表明，即使在抽象的交易网络空间中，聚集现象也是随着网络的演化而逐渐显现的。

总结来看，AEM 中的交易网络会自发的演化为无尺度网络，同时还会逐渐体现出网络规模增大、聚集度增大的特性。虽然交易网络的形成完全是 AEM 中的自发行为，它们似乎没有什么规律可循。但是通过涌现的力量，交易网络将自己组织成为了节点度服从幂率分布的无尺度网络。这就使得网络具有越来越强的鲁棒性。另一方面，交易网络的规模在逐渐增长，同时网络节点之间的聚集程度在逐渐增大。这使得在交易网络上一个团块一个团块的社区开始形成。聚集作为一种普遍存在于复杂适应系统中的现象不仅体现在有形的空间上，也体现在了无形的网络空间上。

6.4.5.2 资源传播静态网络分析

下面，我们将把目光集中到交易网络上的商品流通情况。商品流把资源通过交易网络传播、扩散开来，而商品流就是由大量的单元资源构成的整体。因此，我们将集中分析一个单个资源单元的传播、扩散情况。

首先，让我们来追踪分析某单元资源在某一时刻在若干 Agent 之间的传播静态网络，如下图：

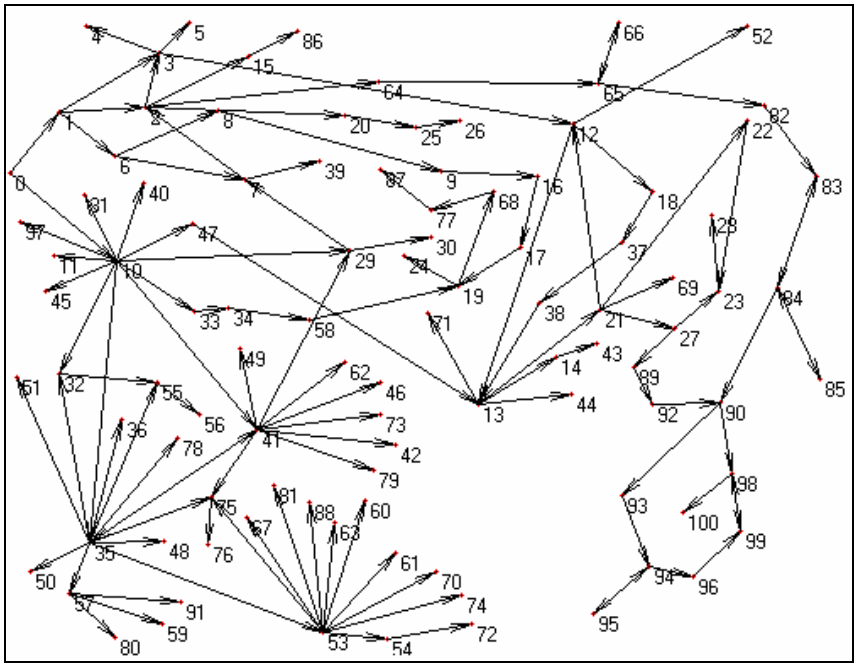


图 6-45 某单元资源的静态传播网络

这是一个由 101 个 Agent（分别编号为 0~100）传递某一个被标记资源的资源静态传播网络。其中该资源由 0 号 Agent 在 AEM 中发现，并把它传递给了 1 和 10，之后 1 又把该物品通过交易传递给了 2、3、6 等，10 传递给了 40、31、11 等……。最后该资源由 4、5、66、95 等节点消耗完。

观察这个网络，我们不难发现，它有以下几个特点：

（1）　该网络中存在着少数“关键节点”，它们拥有大量的连接，所以在整个商品的流通过程中起到了关键的作用。例如图中的 10、41、35、53 等节点。

（2）　该网络中存在着一些明显比其他路径更长的路径，例如 0->10->29->7->2->3->12->18->37->38->13->21->27->89->92->90->93->94->96->99

（3） 该网络中存在着环，例如：12->13->21->12。

网络中的少数“关键节点”对商品的传播起到了至关重要的作用，这些节点一般都是那些交易能力很强的 Agent，它们往往能够在短时间内把物品传播给大量其它的 Agent。

较长路径对商品流通的深度增加起到了关键作用。由于某种原因，单元资源传播到了 Agent 比较聚集的地方，这个时候，由于 Agent 之间交互的机会比较多，那么交易就有可能一连串的发生，这样就使得该单元资源的传播表现出了很长的传播路径。

网络中存在着环状结构表示该单元资源会在多个 Agent 构成的小团体之间被交易、导手。

下面我们进一步分析这个传播网络度分布的统计规律。如果画出该网络的度分布曲线的对数图，也就是 log(Links)-log(Nodes)的分布情况如图 6-46：

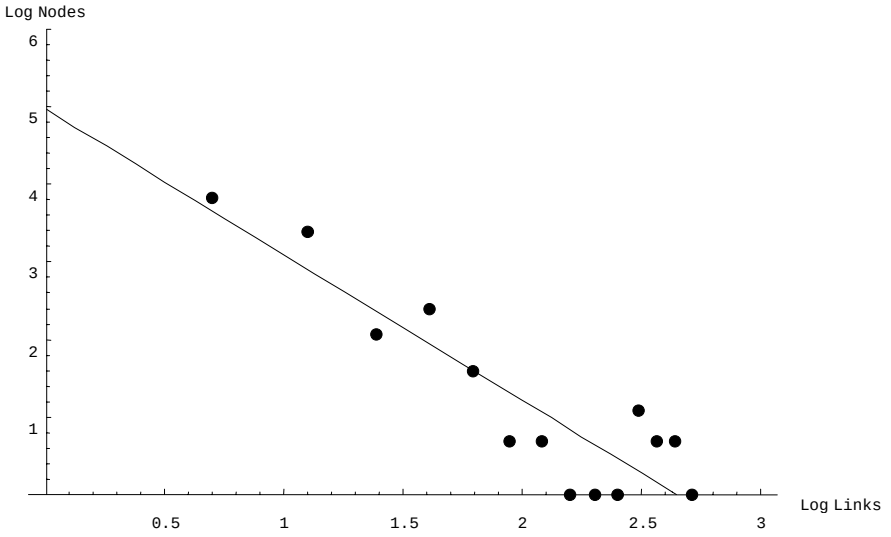


图 6-46 节点度数的对数曲线

这些点可以用一条直线拟合，曲线的斜率约为-1.8，因此，该网络连线数的分布符合幂律关系。我们又考察了其它单元资源传播而形成的网络，它们的连接数分布都可以近似看作是幂律分布关系，并且对数拟合直线的斜率在[-2,-1]之间。对于每个单元资源来说，它的网络分布也是一个无尺度网络。因此、这种单元资源传播网络也服从鲁棒性、正反馈等无尺度网络所普遍具有的特性。

6.4.5.3 商品流的动态演化

然而，从资源传播静态网络图中，我们仍然很难看出商品流的演化过程，因此有必要展示能够反映商品流的动态属性。

6.4.5.3.1 流量

首先，我们需要考察商品流的流量。然而由于商品流发生在抽象的网络拓扑空间中，所以很难像 Agent 流那样定义流量。物理空间的流量定义是在单位时间内通过某断面的流动主体的个数，将其推广到一般的网络空间就是，在单位时间内通过网络空间的一个边集合的流动主体的个数。

由于我们考察的流量是网络整体的属性，也就是整体平均流量，所以我们可以把一个边集合的限定去掉，而对整个网络的边取平均值从而得到整体流量的估计。那么网络空间上的流量就是单位时间内通过所有边的流动主体个数的平均值。下面给出网络空间上的流量的严格定义：

定义 18（网络空间上的流量）：在时间段 T 内，通过图 G 上的任意一个边 e 的流动主体数量是 m_e，则网络在 T 内的平均流速定义为

$$\nu = \sum_{e \in E} m_e / T \qquad (6\text{-}16)$$

在 AEM 中的商品中，流动主体是交易资源。每发生一次交易，交易资源就从一个 Agent 转移到另一个 Agent 上。因此某时间内的交易次数就可以被近似看作商品流整体的流量（实际上，每一次交易可能流过多个交易资源，所以仅计算交易次数是一种近似处理，但是二者差别不大）。因此，我们只需要考察一定时间范围内的交易次数总数随时间的演化就可以看出流量随时间的变化了。

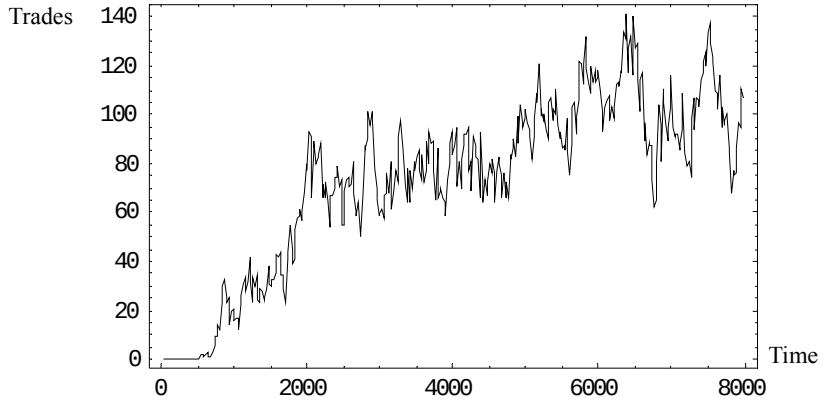


图 6-47 交易次数（可以反映流速）随时间的演化

（每隔 20 个周期求一次平均，这样可以使得波动不至太大）

首先，交易次数在初期有急剧增长的趋势，然而随着时间的流逝，交易次数开始在一个固定区间上下波动。这说明，商品流量总趋势是在逐渐加快的。其次，在初期商品流量有一个快速增长的相变阶段（500~2000 时间内）。

6.4.5.3.2 流动范围

下面，我们将考察商品流的流动范围。这需要用到我们前面定义的传播时序图的传播深度和传播广度的概念。为了更加清楚商品流在不同设置情况的演化过程，我们将添加了聚集规则的交易情况和没有聚集规则的交易情况进行对比，得到它们的网络参数随时间演变的关系图 6-48,6-49。

我们让系统运行了较长时间（80000 个仿真周期）商品流进行了足够长时间的演化之后得到了这两个图的结果。上面的图表示商品流网络的平均传播宽度，下一个图表示平均传播深度。黑色的曲线为有聚集规则的情况，而灰色的曲线则表示没有聚集规则的情况。

我们看到：首先，无论是平均宽度还是平均深度都随着时间的增长而增长。这说明商品可以逐渐在 AEM 虚拟经济系统中传播开，也就是说商品的流动越来越明显，规模也会越来越大。但无论哪种情况两条曲线的增长幅度越来越小，说明在这 2000 个 Agent 构成的社会中，商品传播的效应有限，整个社会商品流通的容量也有限。在 20000 个周期后，宽度和深度都达到了极限，这可以理解为达到了该虚拟社会的商品流通容量。

加入聚集规则和未加入聚集规则对商品流具有明显的影响。在未加入聚集规则的情况下，商品传播路径的宽度和深度都呈现缓步增长的趋势。然而在加入了聚集规则的时候，一般初始情况下商品传播路径的宽度和深度具有一个较明显的增长时期（大约在 0~5000 周期）。这个时候组织刚刚建立，由于组织的成员都是选择了交易的 Agent，所以商品会很快在这群 Agent 中广泛传播。进一步，在传播宽度上，加入与不加入聚集规则对系统的影响不大，两条曲线呈现近似的波动趋势，而拥有聚集规则情况下略高。这是因为 AEM 中的 Agent

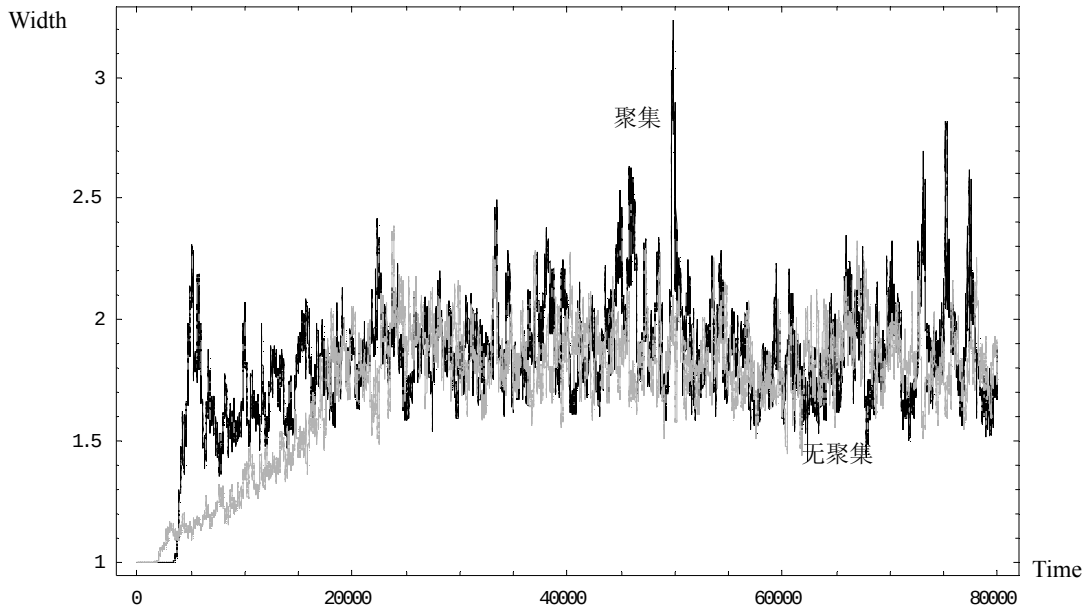


图 6-48 传播宽度的演化

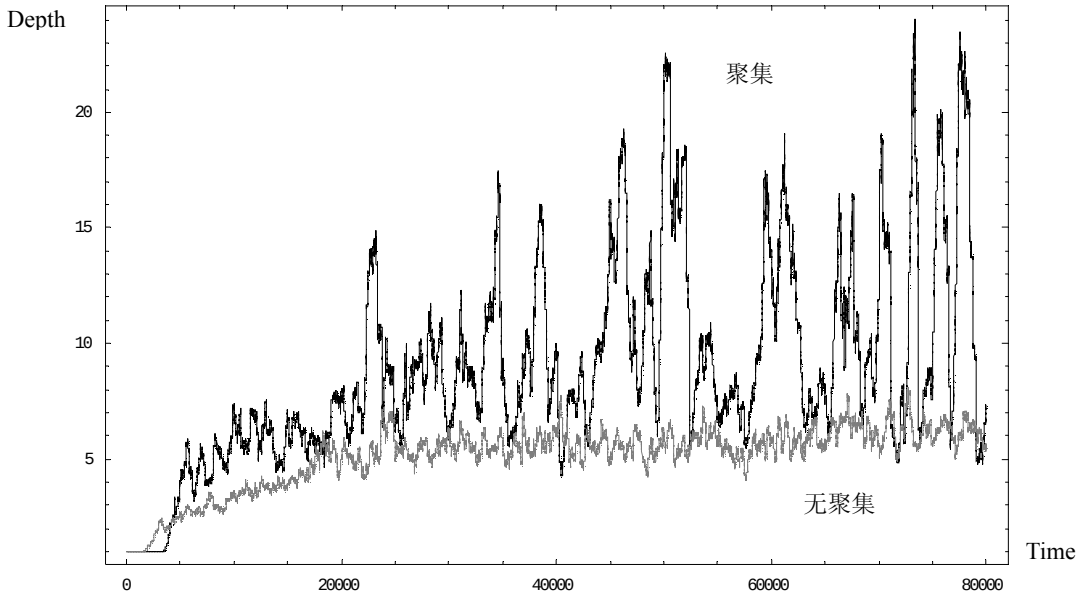


图 6-49 传播深度的演化

的总数是固定的，每个单元资源都仅仅能传播给有限数目的 Agent。在传播深度上，加入聚集规则要比不加入聚集规则拥有更大的传播深度，而且呈现出大幅度的震荡。这说明加入了聚集规则以后有助于整个系统的商品流通，大量的 Agent 聚集到一起形成市场，反复的进行着买卖关系，这可以使得商品更加快速的在各个交易 Agent 之间传播、转手。大幅度震荡的可能原因是在聚集规则起作用的情况下，Agent 聚集在一起不利于 Agent 本身的移动，所以新出现的标记单元资源可能并不能被快速、有效的开采出来，这就造成了商品流通的相对滞后。但是，即使在商品流通深度不高的时候，加入聚集规则也比不加入聚集规则更利于商品流通。

虽然组织的出现与增长总体来说不利于 AEM 中虚拟交通的发展（大量的 Agent 聚集到一起阻碍了 Agent 自身的移动），然而，经过自然选择，优胜劣汰，组织内部产生的新 Agent 将是那些能够较好完成交易的个体，它们通过交易仍然能够完成商品的较大规模的流通，这说明组织的出现从总体上来说更有助于商品的流通。

6.4.6 第三组试验小结

6.4.6.1 流与网络

本组试验把主要精力放在研究 AEM 中的流上面，这里的流主要包括 Agent 流和商品流两种。Agent 流是发生在网格空间中的一种大规模数量的 Agent 集体移动现象。而商品的流动则是发生在 Agent 相互通过交易而形成的网络介质上的大规模商品的集体移动现象。

在本组试验中，通过图形动画，我们可以很容易的观察出大规模 Agent 集体运动而形成 Agent 流的涌现现象。但是对于商品流则我们很难解释它的运动规律，其本质原因在于商品流不是发生在网格空间中的，而是发生在群体 Agent 构成的交易网络上，这就使得我们必须先考察 Agent 的交易网络的性质。

6.4.6.2 网络的形成

通过试验我们发现，Agent 社会之上的交易网络是可以随着系统的演化而逐渐形成，并且规模逐渐扩大。更有意义的是，交易网络并不是一种简单的随机无序的网络，随着时间的推移，它会自发的朝向复杂化网络方向发展。这主要体现在交易网络逐渐过渡为无尺度网络。

交易网络是无尺度网络意味着该网络具有很强的鲁棒性，一般性的干扰、冲击不会破坏整个网络的构架。同时，交易网络本身就是一个新陈代谢系统，因为构成网络的每一个节点都是 Agent，而这个 Agent 有可能死亡，也有可能新生的 Agent 不断加入网络，但是作为一种抽象的拓扑结构和统计属性却被这群 Agent 在它们的上一个层次保留了下来。

交易网络还体现为朝向高聚集度的方向发展。也就是说网络将逐渐发展成为紧密联系的整体，节点和节点之间的联系将越来越紧密，若干小的聚集团块逐渐形成。因此，聚集现象的涌现不仅仅发生在 AEM 中的网格空间，而且也发生在抽象的交易网络空间。交易网络的形成为其上的商品流动态做好了必要的铺垫。

6.4.6.3 网络上的动态

商品流可以看作是在交易网络这个介质之上的一种网络上的动态。首先，我们通过分析单个物体的传播网络发现了资源的传播网络也存在着无尺度的分布特性。这就使得在商品传播、流动的过程中存在着少量的关键节点，它们对商品的传播起到了至关重要的作用。

另一方面，资源在网络上的传播会逐渐加速，并可以逐渐向更加宽广的网络空间区域扩散，同时也可以使得传播深度不断加深，系统会使得资源沿着交易网络扩散出去。通过有聚集规则和无聚集规则两种情况下的对比，我们发现，虽然组织的出现会阻碍 Agent 的运动，但是通过交换，Agent 可以把自己手头上的资源转交给别人，因此这样就能跨越物理介质的完成商品流的实现。

6.4.6.4 流及其意义

在 AEM 这个非常简单的计算系统中能够展现出流的特性，这说明流是一种普遍存在于复杂系统中的现象。流存在的原因有两个，一是必须有差异存在，二是必须有大量的可以自由运动的主体。一个系统只要存在着差异，就会产生广义的势能，同时该系统如果存在大量的能够运动的主体，流就会自动弥补这种差异。体现在经济系统中也就是：首先，资源在地区上的分布是不同的，有差异的，这就导致了流产生的动力；其次，大量的交易者可以自由地买卖商品，那么商品流就会存在，也就是商品总要流向整个社会最需要它的地方[56]。AEM

系统中能够产生流并不奇怪，首先，糖和香料分布在不同地方造成了差异，其次，Agent 可以自由地移动，这就造成了 Agent 流产生的原因，最后 Agent 可以按照自己的利益自由地买卖，这就导致了商品流的产生。

通过对比图 6-34 和图 6-47 不难看出，Agent 流的形成要略早于商品流。到了后期，Agent 流的增长将落后于商品流速的增长，以致最后 Agent 流让位于商品流的演化。虽然 Agent 流仍然存在，但是商品流会更加快速的发展起来。从微观上来看，商品流的出现可以减少单个 Agent 的交易成本，因为它们可以通过很快的卖出手上的商品而减少行走的消耗。渐渐的，大多数 Agent 会学会这种模式，而在宏观上，商品流形成并逐渐发展起来。因此，可以说商品流的出现及其进化标志着一个经济系统的成熟。

流是一种宏观的系统属性，它不能被还原到单个 Agent 级别。在 AEM 中，每个 Agent 只知道按照自己的意愿、规则进行移动，同时按照自己的利益得失进行局部的商品交换。但是所有这些微观的“无意识”的互动在宏观上却涌现出了流。当我们利用宏观的眼光把 AEM 人工经济系统看作是一个独立的个体的时候，流就可以被看作是这个宏观有机体的一种群体智能，即人工经济系统这个独立的个体要维持自身的存在就必然导致流的出现，它为了自身的新陈代谢的需要而使得整体出现 Agent 流和商品流，并让它们不停地演化、加强。

商品流与 Agent 流存在很大的不同：也就是它们具有完全不同的介质。Agent 流的介质就是 AEM 中的虚拟空间，所有 Agent 都在空间介质上进行流动；而商品流的介质则是 Agent 社会。也就是说商品流利用了多个 Agent 之间的商品交换，把 Agent 当成了一种介质实现了它自身。有趣的是，每个 Agent 并不知道自己对商品流的贡献，而只知道为了维护自身的利益而不断地进行商品交换。事实上，正是这些交换才促成了商品流的出现。我们也可以拟人化的把商品流利用 Agent 介质实现了自身理解为一种控制，也就是说 Agent 介质之上的商品流控制了底层的 Agent，迫使它们为了实现商品流而进行交换。

所有这些结论虽然都来自于 AEM 仿真试验，但是由于该系统从一种足够抽象、足够简洁的角度抓住了流产生和演化的关键因素，所以它的结论应该能适用于一切条件相似的复杂适应系统。因此，有理由相信，对于人类经济系统来说，这些结论也是成立的。

6.4.6.5 与其它工作的比较

马克思很早就对资本主义社会中普遍存在的商品流通现象进行了讨论。他不仅仅关注经济主体的个体交换行为，而且对交换行为之上的商品流通非常感兴趣。他通过观察人类社会商品流通的普遍规律，认识到流对整个社会发展的意义[57]。然而，马克思的分析大部分集中在自然语言描述上，没有定量化的模型支持他的结论。

现代的流通经济学沿袭了马克思的思路，并把流通的概念进一步发展[118]。尤其是近年来，由于各国政府都对物流系统给与了足够的重视，社会、经济系统中的流现象也日益成为学者们研究的焦点[119]。虽然在现代物流分析中也有不少的数学模型、计算机模型的讨论[58]，但是这些模型大多关注在给定了经济结构、资源约束以及需求的条件下，如何优化配置结构而使得整体成本最少、利益最大，但是对流的形成与演化却没有给与应有的重视，而且不能回答为什么流会形成。

西方经济学以严谨的数学分析方法见长，但是大部分的分析都集中在了个体利益最大化上以及个体的经济行为上，对于宏观的流通现象没有足够的重视[56]。部分原因在于没有合适的分析方法与手段。

ACE 的方法为研究社会中的宏观流现象奠定了基础。首先，流可以被看作是一种宏观涌现行为，因而可以利用计算机模拟的方法来观察。其次，我们可以通过设计虚拟试验而巧妙的观察 Agent 整体的宏观行为。再次近年来复杂网络的发展为社会网络中的大规模传播行为奠定了基础。然而，目前大多数 ACE 模型仍然关心的是 Agent 的个体策略的演化行为，

用新方法分析流动现象的文献仍然不多。

6.4.6.6 目前工作的不足

AEM 中的网络与流试验还非常初步，很多试验都是尝试性质的，也有太多重要问题没有进行探讨。目前工作的不足主要包括：

对于交易网络的采集工作过于任意。假如我们采样的时间不是 100 个周期，同时求交易网络的截图的水平不是 5 的时候会发生什么情况？该问题需要进一步探讨。

AEM 中的资源是可以再分的，而如果考虑不可再分资源的传播将会有什么情况在当前的试验中没有体现出来。

最后，商品流与它的介质：交易网络的关系是什么也需要进一步探讨。如何涌现出其它结构的交易网络，拥有不同拓扑结构的交易网络对商品流有何影响等问题需要更多的试验进行支持。

6.5 AEM 模型小结

本章运用较长篇幅详细讨论了 AEM 中的各种涌现现象，得到了内容丰富的结论。

6.5.1 AEM 中的涌现现象

6.5.1.1 社会分工

首先，由于 AEM 中的 Agent 都是可以通过分类器系统进化的个体，因此它们能够自发形成不同的社会角色而实现社会分工。一部分 Agent 演变成了专职采集糖资源的生产者，一部分 Agent 演变成了专职采集香料资源的生产者，另外还有一部分 Agent 则演化成为专职交易的商人，它们共同构建了一个和谐稳定的社会。随着演化的进行，社会分工会更加明显，尤其是负责经商的 Agent 将逐渐增多。

6.5.1.2 价格波动与均衡

接下来，我们考察了 AEM 中的价格波动情况。放弃了新古典经济学中对于“经济人”的假设，而采用适应性的具有学习能力的 Agent 作为基础。虽然这样的设定不存在一个制定标准均衡价格的拍卖者，然而群体 Agent 却可以通过学习和适应使得价格逐渐趋于一个较稳定的区间。但是，进一步的完全均衡的静态结果却不可能实现，糖的价格呈现了多个周期的非常复杂的波动趋势。通过更改模型的一些参数使得基本设置更加符合“经济人”假设，均衡的价格同样会自下而上涌现出来。

6.5.1.3 市场组织的形成与演化

当我们给 Agent 添加聚集规则的时候，Agent 在完成交易的同时还会聚集形成组织。虽然我们设计了组织形成的底层规则，但是组织的诞生与演化却体现出了它自身的复杂规律。首先，无论什么样的初始配置，AEM 中的组织都会经历两个发展阶段：1、小规模组织；2、较大规模组织，当允许 Agent 之间广泛的进行社会学习的时候更大规模组织还会出现。组织的出现使得价格呈现了多个地理区域上的不均衡性。进一步，当我们引入 Agent 的自繁殖规则的时候，Agent 聚集形成的组织就会展现出更加复杂多变的整体运动姿态，而且常常会聚

集生成一个尺寸庞大的超级组织。超级组织的出现导致了价格在地域上的分布呈现出更加明显的不同。

6.5.1.4 交易网络的统计属性

Agent 通过无意识的交易会形成整体的交易网络。通过对交易网络的拓扑属性进行统计分析得出结论：交易网络会逐渐朝向无尺度网络的方向发展。这说明，交易网络会通过自组织而涌现出具有更强鲁棒性的网络结构，并且该网络的演化存在正反馈现象，少数节点对交易网络的建设起到了关键作用。

交易网络还会演化得具有更大的规模，聚集程度也会逐渐增大。总之，交易网络会逐渐演化出有序的结构。

6.5.1.5 流的涌现与演化

AEM 中主要存在着两种流现象：Agent 流和商品流。Agent 流会先涌现出来，之后逐渐形成商品流。Agent 流的进化会逐渐让位给商品流的进化。无论哪种流，他们的流量和影响范围都会不断扩大。

作为商品流的流动主体：单元资源沿着网络传播而形成传播网络，它也体现了无尺度网络的统计属性。最后，我们分析了商品流的影响范围随时间的演化。无论是传播宽度还是传播广度，商品流的影响范围都在持续增长。通过允许组织聚集与不允许聚集两组试验的对比，我们发现，组织的涌现更有助于商品流通的增长。虽然组织的出现妨碍了 Agent 流的演化，但是却利于商品流的发展。

6.5.2 分析方法的创新

AEM 在涌现结果分析的方法上进行了一定的创新，这主要包括组织分析中的局部分析法。以及商品流分析过程中的资源传播试验。这些技术基本无法用于传统经济学的数理模型，即使是在 ACE 研究中也鲜有讨论。

另外，AEM 还将成熟的分析方法应用于该模型，主要包括时间序列分析、个体规则分析、网络分析等技术。尤其值得强调的是，复杂网络的分析方法与技术是近年来新兴的一套方法，它已经被成功的应用于各种自然和人工系统中的网络分析，并得到了大量、丰富的结论[30][29]。传统的复杂网络文献多集中于研究构建各种给定拓扑结构的网络，而对于网络上的动态甚至网络的动态则研究很少。AEM 是一个人工的社会，该社会中的复杂网络会自然形成一种演化的趋势，因此，这种对人工社会中的复杂网络研究可以为研究复杂网络的动态提供丰富的背景。

6.5.3 与传统方法的对比

通过与传统方法对比，可以看出 AEM 模型不仅可以揭示传统理论能够揭示的问题，而且可以涌现出传统理论不能得出的结论。甚至还能分析传统方法无法分析的现象。

价格的波动是 AEM 中的一般性结论，然而通过更改参数，AEM 也能够体现出价格均衡发展趋势来。这就说明 AEM 可以蕴涵传统经济学的结论。然而传统经济学并不能像 AEM 一样揭示出价格动态波动的规律。

交易组织的形成与演化可以给人类社会中的交易市场的出现、城市的出现等现象提供一种启发式的解释。虽然传统的文献对于市场的形成进行了大量的讨论，但是自下而上的用建模方法分析这一现象的实例还不多。然而 AEM 却可以通过加入一条简单的规则使得交易组

织涌现。并且交易组织的动态发展规律可以很好的反映现实人类社会中的情况。

最后，对于 AEM 中的网络与流的分析属于用新方法分析新问题。虽然，传统的流通经济学也关注商品的流通，但是它不能对流现象进行严格的定量分析，也没有建立经济系统中流现象的统一模型。新古典经济学和目前很多的 ACE 方面的文献多把目光集中到个体 Agent 的规则上面，而没有站在宏观的角度来观察流的演化情况。因此，AEM 中对流的分析可以说是用新方法研究了新问题，并得出了大量丰富的结论。

总之，AEM 可以运用相对较少的假设得到丰富多彩的大量结论。因此模型的输出是大于输入的。

6.6 AEM 展望

本文从建模方法到涌现结果演示论述了 AEM 模型，然而这些结果都仅仅是初步的，还有更多的问题本文不可能探讨。这些问题将成为 AEM 模型进一步发展的方向，它们包括：

6.6.1 分析方法与工具的改进

我们不难看出，揭示 AEM 中的涌现规律强烈依赖于分析 AEM 系统的方法。因而更多新方法、新工具的引入将会揭示更多 AEM 中的规律。尤其是在 AEM 中的流与网络的分析过程中，应该大量借鉴现有的社会网络分析、流体力学、数理统计中的概念与方法。

6.6.2 规则的改进与创新

在 AEM 的进一步发展中，我们将会探讨更多的规则对 AEM 社会的影响。这主要包括下面几点：

6.6.2.1 产品多样性

现实的经济环境是存在着多种资源的，人类对商品的需要可以分为必需品和奢侈品，并且也是多样化的。人类生产的过程不仅体现为对现有资源的采集和发现，还包括利用现有资源组合创造出全新的产品。所有这些现象在目前的 AEM 之中没有任何体现。因此，这是一个重要的研究方向。

6.6.2.2 Agent 规则集合的改进

目前 Agent 的规则集合还是比较局限，现实社会中的人类可以完成更加丰富多采的决策和学习，如何扩展 Agent 的规则集合，使得 AEM 还能够模拟更多的社会现象是一个值得深入研究的课题。

6.6.2.3 对现实的指导意义

本文叙述的仿真结果主要完成了对现实经济系统若干现象的解释，但却没有直接明确的提出有关现实经济问题的政策意见。在 AEM 进一步的发展中，我们将主要把精力集中到有现实意义的问题研究上，并给实际问题提供指导。例如我们可以探讨某一种政策对经济价格的波动是如何影响的，在什么情况下 AEM 中的商品流可以更加迅速的发展等等。

总之，AEM 还仅仅处于起步阶段，还有很多地方是不完善的，也有更多的问题需要我们进一步探讨、研究。

7 ACE 建模方法总结

在第 4 章中，我们已经就 ACE 建模方法进行了大致的介绍，之后主要结合自主开发的 AEM 模型从 Agent 建模、Agent 之间的交互、涌现结果分析等方面论述了 ACE 建模中的关键问题。在这一章中，我们将结合 AEM 建模过程中的具体问题对 ACE 建模方法进行总结，重点指出了 ACE 建模方法的优点和缺点，并就进一步如何发展 ACE 方法进行展望。

7.1 ACE 建模方法及关键技术问题总结

7.1.1 Agent 建模

在总结了 AEM 模型以及其它 ACE 模型的基础上，我们指出 Agent 建模应着重关心以下几个问题：

7.1.1.1 人工设计与进化能力之间的权衡

ACE 研究的是经济复杂系统中的自组织、涌现现象。人们应该尽量减少人为的设计和干预因素，这样才能保证模型所体现的是一种真正的系统涌现结果，而不是人为设计出来的结果。很多复杂适应系统模型都强调尽量抽取出人为的干预与设计，而且每当人们减少一些控制与设计，给 Agent 更大的变化自由度的时候，系统所演化出的复杂性就会上升一个级别。人们一般用自动进化的方法代替人为设计，这样 Agent 就会自己进化得越来越适应虚拟的环境。

但是，一味的强调减少人为干预，让系统自发进化会导致另一个极端：我们需要等待足够长的时间才能看到系统中的 Agent 发生小的改变。而且 Agent 可进化的空间将会越来越大以至于无法实现，这些因素导致了进化效果的不佳表现。这个时候，我们必须要人为给 Agent 设计一些规则，从而帮助它们的进化。例如，在 AEM 中，我们就将人工设计和系统自发进化结合了起来。首先，Agent 的所有决策规则集中的规则都是人为设计的结果，而如何对这些规则进行选择则是 Agent 根据进化和学习逐渐学会的。

这种人工设计与系统自发进化之间必须能够找到一个很好的平衡点，从而使得模型既有一定的说服力，又能够快速而高效的完成进化。

7.1.1.2 抽象性与真实性的权衡

模型需要抽象才能更好的进行研究，然而过度的抽象则可能失去了模型本身的真实性意义。另一方面，过分的强调 Agent 对人类的模拟也是不现实的，因为现实社会中的人行为极其复杂，我们不可能把所有这些方方面面都做到模型中。

一般 Agent 建模研究都强调的是给出算法解决具体的现实问题，而 ACE 研究 Agent 模型的目的则是为了能够模拟现实经济系统中的个体，因此 ACE 中的 Agent 模型必须要强调它的客观真实性。在 AEM 中，我们建立的模型都是尽可能从实际出发，抽取出尽可能少的而且是本质的特征。

因此，ACE 中的 Agent 建模一定要在抽象性与真实性找到一个平衡点。

7.1.1.3 模型的简单性与复杂性的权衡

早期的复杂性科学、人工社会研究都强调运用简单的设计涌现出复杂的现象。因此，这些模型都给 Agent 设计了非常简单的几条规则。这种简单性的最大好处是能用模型深刻反映出某种复杂现象涌现的最小微观规律；但是，它的弊端是由于过于简单不能反映现实经济系统而失去了意义。

我们要研究的经济或者社会系统是由大量复杂的人构成的，因此要认识这种系统，必须使得 Agent 模型足够复杂以尽可能真实地反映人类决策，这样才有可能让模型更具有说服力。因此，我们可以适当的提高个体 Agent 建模的复杂度。

我们的目的是通过 Agent 的交互达到宏观的涌现，所以无论是简单模型还是复杂模型，都应该让它反映涌现规律。在 AEM 的设计过程中，我们发现，人们往往容易犯人为复杂化 Agent 模型的错误。但实际上，这种复杂性的提高反而使得代码更加难以分析，Agent 的行为可能会更加僵死，甚至把它们放到一起根本达不到预期的涌现效果。所以我们必须在保证涌现现象能够发生的前提下适当提高 Agent 模型的复杂程度。

7.1.2 Agent 之间的交互

Agent 之间的交互规则是一个非常重要的问题，它涉及到模型整体的涌现结果。在进行交互规则的设计过程中，我们应该主要做到这几点：

7.1.2.1 Agent 的独立性

按照面向 Agent 编程的思想，每个 Agent 都是一个独立的个体，它一般不允许其它程序直接修改内部的代码。因此，在考虑 Agent 之间交互的时候，Agent 也应该尽量避免直接修改另一个 Agent 的内部状态、行为规则，以及尽量避免直接调用其它 Agent 的代码，这样做的好处是可以使得模型更加清楚、正确。

7.1.2.2 尽量从 Agent-Agent 交互变成 Agent-环境-Agent 交互

也就是说把环境作为 Agent 之间的交互的媒介，这更有助于 Agent 模型的简单化。因为，Agent 仅仅需要考虑它和周围环境的关系，而不需要考虑与其它 Agent 之间的关系。在 AEM 中，除了 Agent 之间的交易以外，Agent 和 Agent 则主要是通过 Agent 与环境，环境与 Agent 之间交互完成的。这种方法不仅能提供比较清晰的反映 Agent 设计思路，而且可以保证 Agent 足够的独立。

7.1.2.3 选用博弈结构完成交互

博弈研究的是多个主体做出不同的行动之后，它们之间的相互作用关系。传统的博弈论研究的目的是要找到一种均衡解，从而预言多个主体应该静止于哪种行动组合。ACE 模型使用博弈论则出于完全不同的目的，它并不关心博弈最后的均衡结果，而是借鉴博弈的抽象结构，让多个 Agent 实现交互。

一般的博弈结构都可以看作是一个矩阵或一个博弈树，各个主体在博弈结构中完成互动。如果我们把博弈结构看作是一种广义的社会环境，那么 Agent 使用博弈结构进行交互就相当于 Agent 先与环境交互，环境再与另一个 Agent 交互。所以博弈结构的抽取有助于理清 Agent 之间的交互关系。

7.1.3 模型结果的展示与分析

在 AEM 的建模实践中我们已经看到，模型本身的运作并不能体现全部的内容。然而，当我们从不同的侧面对系统进行观察的时候却得到了完全不同的、异常丰富的结果。

7.1.3.1 图形动画展示方法的重要性

现实世界中的复杂性一般都具有定性的、不确定等特点，这些特点实际上是很难用通常的数学甚至语言描述清楚的。而传统的模型对付复杂性问题的做法是忽略这些难以描述清楚的属性，硬性的进行建模处理、定量化表示。

ACE 方法不同的是，模型本身是一个复杂系统，它是用人工创造的复杂性来应对现实世界的复杂性。这种复杂模型当然也具有很多定性的、不确定的特征，它们很难用精确的数学甚至是自然语言描述，而是表现为图形动画方式。例如 AEM 中的组织的涌现以及 Agent 流的出现。实际上，我们很难给 AEM 中的组织下精确的定义，它们本身不具备固定、单一的组成成分（因为大量 Agent 不断的聚合分离构成了组织），而且整体的演化规律也不可能用数学描述清楚。但我们能够明确的看出屏幕动画展示了组织的涌现、发展以及消失的规律。

所以，对于现实世界复杂系统中难以名状的不确定现象我们只能通过人工制造的复杂性来应对，而对人工制造的复杂性所体现出来的定性特征，运用图形动画的方式来展示、研究是目前最直接、最方便的方法。

7.1.3.2 时间序列以及人工历史

几乎所有的 ACE 模型都是一个能够动态演化的系统，所以它们总能够产生丰富的时间序列，构成 ACE 这种人工系统的特有历史。

对于经济科学中的很多问题，人们都想追寻历史的发展轨迹看个究竟。例如最早的社会分工是如何实现的？最早的货币是如何诞生的？这些现象的产生是不是必然的？假如人类的历史能像录像带一样重新播放一遍会怎样？

面对这些问题，传统的经济学理论或方法几乎无法回答，因为时间是不可逆的。然而，ACE 方法却可以解答这类问题，因为无论何时何地，我们都可以让 ACE 模型进行演化产生一个独特的人工历史，这些历史就反映为从 ACE 模型中得出来的各种时间序列。虽然每次运行 ACE 模型都会得到完全不同的时间序列，但是它们的定性属性是相同的，这就说明这些定性属性反映的是经济系统中的本质规律。因此，人们可以利用 ACE 模型构造表现为时间序列的人工历史，从而揭示出系统发展的规律。

7.1.3.3 特殊分析方法

由于 ACE 模型展示的是一个丰富的复杂系统，有很多特别的属性和规律蕴藏在这个系统中，所以特殊的分析方法可以揭示出意想不到的结果。

例如在 AEM 对组织分析过程中观察局部价格波动的方法，在商品流通分析中的物品传播方法、网络分析的方法等等。它们都需要通过精心设计才能反映出 ACE 模型的隐藏规律。

因此，对于 ACE 模型来说，人们需要完成的不仅仅是系统的设计，而更重要的还包括对系统的观察、分析、询问方法的设计与实现。ACE 模型中很多隐藏的规律只有通过分析方法、手段的不断提高才能被揭示出来。

7.2 ACE 模型的特点

7.2.1 ACE 模型是一个整体的模型

以前，人们研究社会或者经济系统往往就该系统的一个侧面或者很小的一部分进行观察、分析、建模。例如，研究经济的科学家仅仅关心经济指标的波动与增长，研究人口的学者可能仅仅关心人口数量曲线的发展。然而这种单独分离的研究很难综合到一起形成更加有意义的结论。因此，传统的社会、经济模型是单一的、简单的。

目前，有了 ACE 模型方法，人们便可以运用整体眼光来对经济系统进行建模分析。正如圣菲学派的卡斯蒂[46]所说，正是由于 ACE 这样的计算机仿真模型的出现，使得：

我们不再被迫生活在假言性的阴暗世界中，或仅仅敲下实际系统的碎片，孤立地研究这些碎片，期望可以将这一大块片面的知识重新拼成对整体系统本身的理解……。我们现在拥有了一种必要的工具，可以用来建立复杂系统的理论，这些理论最终将可以与牛顿及其继承者所发展的用来描述简单质点系统的力学过程的理论相媲美。

人们对现实社会的各种调查分析就变成了对 ACE 计算机系统的调查与分析。例如在 AEM 中，我们可以询问它整体价格的走势，也可以询问它们的社会分工情况。我们还可以从局部考察价格波动。这些观察都是从 AEM 整体上切下来的一个一个片断，而不是从现实社会切下来的片断。也就是说我们研究社会、经济复杂系统的方法经历了从图 7-1 到图 7-2 的演变：

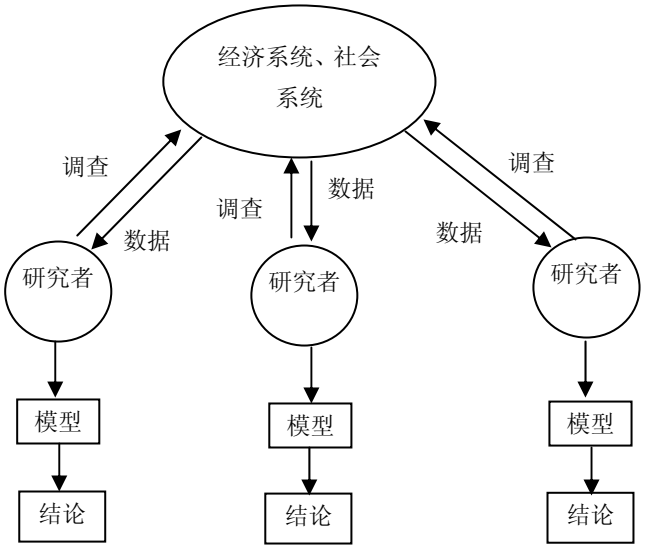


图 7-1 传统经济、社会分析方法

对于传统方法来说，虽然人们也建立了各种经济、社会的模型，但是这些模型都是单一的、分离的，因此得出的结论也往往是简单的、片面的。而 ACE 模型方法则从一开始就建立一个经济系统的整体模型，它可以看作是经济、社会的计算机虚拟世界中的微观缩影，因此各个方面的变量和关系会按照类似真实世界的方式演变。这样研究者们得出来的结论就不再是片面的，而是一种整体的结论。

7.2.2 可重复的经济学试验

现实经济系统不可能利用试验的方法来研究，因为整个经济系统的发展是不可逆的。实验经济学方法虽然能够在试验室小规模的就人类决策、选择等问题进行探讨，但是这些试验得出来的推论是有限的，很难推广到宏观经济系统中。而且，实验经济学的研究往往是代价昂贵的。

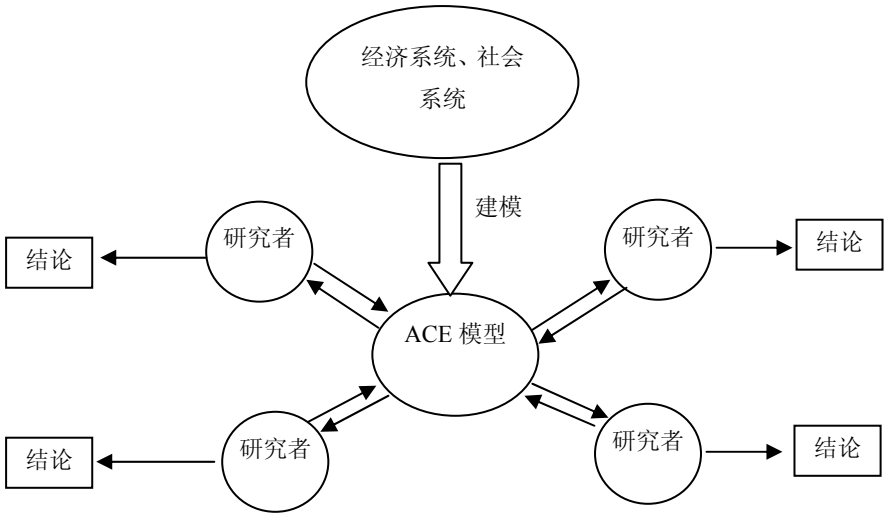


图 7-2　ACE 分析方法

ACE 模型则提供了一个理想的试验平台。首先，人们可以通过反复的计算机试验得到不同的人工历史，从而揭示一般的经济系统中的规律。其次，ACE 中的试验是可以联系微观与宏观的。这就是对 Agent 个体的设计和 ACE 经济系统整体的宏观涌现规律。因此，我们能够清楚的观察到对微观 Agent 规则的改变会造成什么样的宏观涌现结果。最后，ACE 经济学试验是廉价的，只要有计算机就可以运行 ACE 模型，并完成各种试验。例如在 AEM 之中，我们可以设计物品的传播与跟踪试验从而探讨模型中的网络、流等现象。可以想象，如果是在真实社会中，这样的试验可能是代价高昂的，而且得到的统计数据也可能是不完全的。

如果 ACE 模型开发得好，能够充分的说明现实的经济系统，那么人们就可以让这种 ACE 系统充当宏观经济政策的“模拟器”。这样，人们可以避免重大的决策失误。

7.2.3 可共享的定性知识

数学模型的一个最大特点是可以将人类的知识进行传播共享。计算机模型也具有这种特点，它们可以被精确的从一台机器拷贝到另一台机器。因而人们可以通过模型来精确的共享知识。

然而，正如前面提到的，现实世界中的复杂系统存在着很多定性的知识，这些知识很难用模型来刻画，因而它们的传播也会因传播者的理解程度的限制而多多少少受到扭曲甚至破坏。但是，ACE 模型本身是一个复杂系统，它能够通过计算机方法产生出非常复杂的相互作用规律，也能够利用模型动态的生成各种定性知识。而 ACE 模型是计算机模型，它能够被拷贝共享，这样，人们便可以突破定性知识必然是：说不清楚的、不能被精确拷贝的禁锢，人们可以通过 ACE 模型为介质传播、共享定性的知识。例如，AEM 之中组织的涌现及其演化规律，它用精确的计算机模型模拟了组织的涌现及其演化的动态规律。再如，对于 AEM 中的流现象的揭示，虽然用自然语言也能够描述流通的加速发展，但是几乎不可能用定量的方法手段对其进行分析，而采用 AEM 我们可以对这些定性规律进行建模分析。

7.3 ACE 方法的不足与进一步改进

7.3.1 ACE 模型的有效性问题

在图 7-2 中，ACE 模型成为了整个分析过程的核心部分。因此，ACE 模型的有效性问

题成为了整个分析方法的核心。而 ACE 模型与现实世界的唯一联系就是建模者对现实世界的建模过程。因此，建模者的分析水平、眼光、能力等成为了制约 ACE 模型有效性的关键问题。

目前的大部分 ACE 模型都是实证研究，也就是对现有的经济现象和规律寻求计算机模型的解释。还有很多 ACE 模型能够给人们提供洞察，也就是不仅仅局限在解释现有的经济学现象和规律，还要研究各种可能的经济系统构成方式及规律。

而规范研究则需要提供具有说服力的试验平台，这就意味着人们要求 ACE 模型不仅是解释现实系统，而且能够比较逼真的模拟现实经济系统的运作，甚至要求对现实经济系统进行定量的预测。显然目前大部分的 ACE 模型还不能完全达到这种目标。因为在建模过程中，ACE 模型不得不引入很多假设，这些假设是否能够反映现实社会则很难验证。这就意味着 ACE 模型的有效性是值得怀疑的。

针对这个问题，很多学者从各个方面提出了若干解决方法，它们主要包括

7.3.1.1 人类被试和 Agent 平行试验

为了让 ACE 模型中的 Agent 能够更好的描述现实世界中的人，人们将实验经济学和 ACE 方法结合了起来。这就是设计一些能够让人类被试和 ACE 系统平行进行的试验，并通过比较、分析验证 ACE 模型的有效性。

7.3.1.2 宏观数据拟合

也有的 ACE 模型并不关心如何巧妙的建模从而揭示复杂经济系统的规律，而是尽量设计 ACE 模型，使得模型的动态能够和现实系统中的宏观数据很好的拟合。这样的 ACE 模型显然具有更强的有效性，同时也能够更好的对现实经济系统进行预测分析。

7.3.1.3 严格以实验经济学的结论建立个体模型

实验经济学与 ACE 方法的结合是未来规范的经济学理论的发展方向之一。目前，试验心理学已经通过心理被试完成了大量的试验，并得出了有关人们如何决策、判断、交互的大量知识。ACE 研究者应该充分的利用这些结论建立更能反映现实决策者的行为特征。接下来，运用 ACE 模型的主要优势，让这群 Agent 在计算机中完成复杂的相互作用，从而涌现出若干规律和现象，那么这些规律和现象也应该更加具有说服力。

7.3.2 ACE 模型的开放性问题

我国著名学者钱学森等[102]在很早就指出了开放的复杂巨系统的概念，认为现实的经济系统、社会系统都属于复杂巨系统，它们往往具有多个层次，而且还是开放的。系统总要与外界进行信息、物质和能量的交换。然而，计算机中的模型系统尽管存在着复杂的相互作用关系，但是从本质上说都属于封闭的“自动机网络”，因而它们不具有开放性，而且“自动机网络”往往组成单元数目少、结构单一[107]。这样的系统不能算复杂巨系统，而应该算简单巨系统。

ACE 模型无非也是一种计算机模型，它也可以被看作是“自动机网络”，因此按照钱学森等人的划分，ACE 模型也是简单巨系统。那么这种用简单巨系统的方法抽象现实中的复杂巨系统必然存在着很多缺陷和不足。

为了弥补 ACE 模型存在的这些不足，我们主要指出了两种可能的方法：

7.3.2.1 增加 ACE 模型系统的开放性

目前的 ACE 系统是一个封闭的自我演化的系统，它们不需要也尽量避免设计者的干预。然而，要想使得 ACE 系统具有开放性特点，就必须允许用户从外界干预 ACE 系统的运行，让该系统与外界相连。

例如，我们可以把现实经济系统的数据作为训练集不停的输入给 ACE 系统，让 ACE 系统自调节以达到能够较好的模拟现实经济系统的要求，并且能够通过这种交互的方式使得 ACE 系统可以逐渐演化得映射现实经济系统。

7.3.2.2 人-机结合

人-机结合是戴汝为等人提出的解决开放的复杂巨系统的主要方法论[102][107]。也就是应该强调人与机器的结合来解决复杂系统中的问题，而不是单纯依靠计算机。

在前面的讨论中，我们发现，ACE 模型的一个主要特点就是可以使得以前很难说清的定性规律通过计算机模型实现知识共享。

面对复杂多变的世界，我们的祖先在很久以前就学会了采用隐喻的方式来传递对世界的感悟。隐喻也就是打比方、比喻，它可以把不同领域的知识通过类比连接到一起，并通过某种同构的映射来实现感悟的传递。

计算机模型就是一种通用的隐喻方法，也就是把现实世界的运作规律映射到了计算机的信息空间中。计算机模型又是可以很容易的完成拷贝从而达到信息共享，那么不同人们之间的感悟方式能否通过计算机模型来实现传递呢？这将是一种完全不同的人-机结合方式。

针对经济系统中的决策问题，人们可以把自己的认识、感悟和推理转化成 ACE 模型，然后把这些 ACE 模型通过信息网络传递给其它的决策者，这样决策者就可以通过运行这个 ACE 模型而接收第一个观察者的定性感悟知识。

这个人机交互方式与普通的数据、知识传输不同的地方在于，运用 ACE 模型，人们传递的是定性认识、隐喻，而不是显式的可以表达和用语言描述的知识。所以，通过 ACE 模型和计算机网络，人们将能够共享超越预言的定性知识，从而实现更深层次的人-机结合。

总之，ACE 模型尚处于起步阶段，还有更多的问题是值得我们研究的，也有更多的问题是目前 ACE 的不足，因此我们有必要进一步对它们进行完善。

结论

随着计算机、互联网等技术的飞速发展，人类科学技术将面临一场巨大的变革。一种强调个体的、集约的、涌现的思想越来越受到关注，同时计算机仿真与模拟技术、人工智能、复杂性科学的兴起加速了发展进程。

在这种大的环境下，ACE 的兴起是整个新思想在经济学领域应用的一个里程碑。它的出现与发展不仅能够有望解决微观与宏观分离的问题、试验分析和理论分析联系的问题、个体活动与整体涌现规律的联系问题，而且很有可能将会带来全新的理念和突破。

本文重点阐述了 ACE 的思想方法，从 ACE 的诞生到它的发展，以及最后对 ACE 方法的优缺点分析和展望较全面的分析了该方法的全貌。同时，本文着重于 ACE 方法的关键技术问题，这主要包括：个体 Agent 模型、多 Agent 之间的交互以及整体涌现结果的分析三个方面，并结合了 AEM 模型提出了一些模型技术上的创新。通过对 AEM 中各种涌现结果的分析与讨论，我们对 ACE 建模方法得到了以下的结论：

1 验证现有的经济规律

在 AEM 的社会分工的试验中，模型用动态的计算机模拟展现了社会分工的形成以及发展过程，并且展示出了分工对于个体的好处，以及整个社会朝向分工程度加大、专职交换的商人比例增加、交易的数量和规模都不断增大的趋势发展下去。这些结论都是以往经济学文献中论述过的，因此 AEM 得到了与以往经济学一致的结论，反过来证明了 AEM 的有效性。

2 ACE 模型能够得出与传统经济学不同的结论

对 AEM 的价格的形成与波动的研究告诉我们，适应性的 Agent 通过学习可以逐渐趋向于传统经济学假设的理性，能够使价格波动逐渐减小最后局限到一个区间中，但是，如传统经济学预言的完全彻底的价格均衡不可能得到。进一步，通过变换 AEM 的模拟参数能够使得价格更加稳定、均衡的试验结果说明 ACE 模型能够包含传统经济学预言的结论。

3 ACE 模型能够分析传统方法很难建模、定量分析的经济社会现象

人类交易组织、城镇、都市的形成以及进一步演化的过程很难用传统的数学模型和定量化的分析来描述。在 AEM 中，添加了简单的聚集规则就可以看到交易市场组织、中型组织以及超级组织的形成过程，并且这些组织具有和真实世界的城镇相似的发展动态。

同样，流也是普遍存在于人类社会中的现象，然而人们很难对流现象进行模型化的定量分析，AEM 却对人工经济系统中的流现象进行了动态模拟，并且运用统计的方法对其进行了定量化分析。

4 用新方法发现新问题

ACE 模型不仅能够验证原有的结论，解释大家熟知的现象，它还能揭示我们未知的问题。例如 Agent 交易网络会自发形成无尺度网络、并且会自发在网络空间中形成聚集。同样，单个资源的传播网络也符合无尺度网络的幂率分布，这说明人工经济系统中的网络不是演化为完全的随机、无序，而是朝向鲁棒性增强、规模增大的有序方向演化下去。这些结论是以往方法没有指出的。

当然，本文的研究仍然非常初步，还有大量的涌现规律蕴藏在模型系统中。同时，ACE 方法本身也存在着很多弊端，这都是我们进一步工作的重点。

最后，本文对 ACE 模型进行了总结，并指出了它的优势与不足，进一步指出了 ACE 模型的发展方向，这一方面包括与实验经济学的融合，另一方面是人-机交互方式的变革。

鸣谢

我的导师：李学伟教授，他提供给我一个非常宽松、鼓励创造的科研氛围，并且在科研工作上给了很多具体指导和经济上的补助，这些帮助促成了本文的完成；

感谢吴今培教授，帮我选定了论文的题目和大体方向，并对论文的修改提供了很多宝贵意见；

感谢贺仲雄教授，培养我思维、学习的方法，让我能够更加快速、有效的接触到科学、技术中世界前沿的东西，并且培养了我热爱科学研究的强烈兴趣。

感谢我的家庭和朋友，没有他们的一贯支持与不懈努力，没有一个稳定而温馨的家庭环境，也不可能有这篇博士论文。

参考文献

[1] 岳超源: 决策理论与方法. 科学出版社, 2003
[2] 西蒙: 管理行为. 北京:北京经济学院出版社, 1988
[3] 薛求知, 黄佩燕, 鲁直 等: 行为经济学----理论与应用. 复旦大学, 2003
[4] Von Neumann J, Morgenstern O: Theory of Games and Economic Behavior. Princeton: Princeton Univ. Press, 1944
[5] 斯科特, 施俊琦,王星(译): 决策与判断. 北京:人民邮电出版社, 2004
[6] 孙天法: 非均衡配额经济学. 北京:经济科学出版社, 2003
[7] 贾根良: 演化经济学--经济学革命的策源地. 山西:山西人民出版社, 2004
[8] 马歇尔: 经济学原理. 北京:商务印书馆, 1964
[9] Geogescu R.N.: The Entropy Law and the Economic Process. Harvard University Press, 1971
[10] 盛昭瀚, 蒋德鹏: 演化经济学. 上海:上海三联书店, 2002
[11] 纳尔逊, 温特著, 胡世凯(译): 经济变迁的演化理论. 北京:商务印书馆, 1997
[12] 高鸿桢: 实验经济学导论. 中国统计出版社, 2003
[13] 周战强: 行为金融----理论与应用. 清华大学出版社, 2004
[14] Lane D.: Artificial worlds and economics. Journal of Evolutionary Economics, vol.0(3):89~107, 1992
[15] 沃尔德罗普,陈玲(译): 复杂：诞生于秩序和混沌边缘的科学. 北京:三联书店, 1997
[16] Tesfatsion L.: Agent-based Computational Economics. ISU Economics Working Paper No. 1, Revised August 24, 2003
[17] Wooldridge M.(著),石纯一,张伟,徐晋晖(译): 多 Agent 系统引论. 电子工业出版社, 2003
[18] Cohen, March, Olsen: A garbage can model of organizational choice. Administrative Scienece Quarterly,vol.0(17):1-25, 1972
[19] Schelling T.C.: Micromotives and Macrobehavior. W. W. Norton & Company, 1978
[20] Axelrod R.: The evolution of cooperation. New York:Basic Books, 1984
[21] Kiyotaki, Wright: On money as a medium of exchange. Journal of Political Economy, vol.0 (97):927~954, 1989
[22] Arthur B., Holland J.H., Blake L. et al: Asset Pricing Under Endogenous Expectations. Santa Fe Institute Paper, 1996
[23] Epstein, J.M., and Axtell, R.: Growing artificial societies. Social science from the bottom up. Washington, D.C.: Brookings Institution Press; Cambridge, Mass.: MIT Press, 1996
[24] Basu, Pryor, Quint, Arnold: Aspen: A Microsimulation Model of the Economy. Sandia Report #SAND96-2459, Sandia National Laboratories, Albuquerque, NM(http://www.sandia.gov), 1996
[25] Pryor, Basu, Quint: A Microanalytic simulation Model of the US Economy. Sandia Report #SAND96-0434, Sandia National Laboratories, Albuquerque, NM, http://www.sandia.gov, 1996
[26] Basu, Pryor, Quint: Growing a Market Economy. Sandia Report #SAND96-2093, Sandia National Laboratories, Albuquerque, NM, http://www.sandia.gov, 1996
[27] McFadzean D., Tesfatsion L.: An Agent-Based Computational Model for the Evolution of Trade Networks. P. Angeline, R. Reynolds, J. McDonnell, R. Eberhart: Evolutionary Programming VI, Proceedings of the Sixth International Conference on Evolutionary

Programming, Springer-Verlag:73~83, 1997
[28] Axelrod R.: The complexity of cooperation. Princeton University Press, 1997
[29] Watts D.J. : Small Worlds: The Dynamics of Networks between Order and Randomness. Princeton University Press, 2003
[30] Barabasi A.L.: Linked: The new science of network. Perseus Publishing, 2002
[31] Carley K.M., Prietula M.J: Computational Organization Theory. Lawrence Erlbaum Associates, 1994
[32] Anderson M. R., Sandholm T. W.: Leveled commitment contracts with myopic and strategic agents. Journal of Economic Dynamics and Control,vol.0(25):615~640, 2001
[33] Pingle M., Tesfatsion L: Non-employment benefits and the evolution of worker-employer cooperation: Experiments with real and computational agents. . Economic Report 55. Iowa State University, Ames, Iowa, June. <http://www.econ.iastate.edu/tesfatsi/sce2001.pdf> , 2001
[34] Edmonds B., Moss S.: From KISS to KIDS - an "anti-simplistic" modelling approach. Davidsson Paul, Logan Brian et.al:Multi-Agent and Multi-Agent-Based Simulation: Joint Workshop MABS 2004 (Lecture Notes in Computer Science / Lecture Notes in Artificial Intelligence) , Springer:130~144, 2005
[35] Claudia P.W., Ebenoth E.: An Adaptive Toolbox Model: a pluralistic modelling approach for human behaviour based on observation. Journal of Artificial Societies and Social Simulation, <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/7/1/3.html> vol.7(1), 2004
[36] Sun R.,Naveh I.: Simulating Organizational Decision-Making Using a Cognitively Realistic Agent Model. Journal of Artificial Societies and Social Simulation, <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/7/3/5.html>,vol.7(3), 2004
[37] Bourgine P., Nadal J.P.: Cognitive Economics: An Interdisciplinary Approach. Springer, 2004
[38] Staller A.,Petta P: Introducing Emotions into the Computational Study of Social Norms: A First Evaluation. Journal of Artificial Societies and Social Simulation, <http://www.soc.surrey.ac.uk/JASSS/4/1/2.html>,vol.4(1), 2001
[39] Maturana H.R., Verela F.I.: Autopoiesis and cognition. D.Reidel Publishing Company, 1980
[40] Luhmann N., translated by John Bednarz. Jr. : Ecological Communication. The University of Chicago Press, 1989
[41] Leydesdorff L: Anticipatory Systems and the Processing of Meaning: a Simulation Study Inspired by Luhmann's Theory of Social Systems. Journal of Artificial Societies and Social Simulation <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/8/2/7.html> ,vol.8(2), 2005
[42] Fleischmann A.: A Model for a Simple Luhmann Economy. Journal of Artificial Societies and Social Simulation<http://jasss.soc.surrey.ac.uk/8/2/4.html>,vol.8(2), 2005
[43] Herbert.D: On the emergence of exchange and mediation in a production economy. Journal of Economic Behavior & Organization,vol.41:27~53, 2000
[44] Howitt, Clower R.: The emergence of economic organization. Journal of Economic Behavior & Organization,vol.41:55~84, 2000
[45] Manolovaa P.,Tongb C.L., Deissenbergc C.: Money and exchange in an economy with spatially differentiated agents. Physica A,vol.324(1~2):445~453, 2003
[46] 卡斯蒂,王千祥(译): 虚实世界--计算机仿真如何改变科学的疆域.上海科技教育出版社, 1998
[47] Auer K., Norris T: "ArrierosAlife" a Multi-Agent Approach Simulating the Evolution of a

Social System: Modeling the Emergence of Social Networks with "Ascape". Journal of Artificial Societies and Social Simulation <http://www.soc.surrey.ac.uk/JASSS/4/1/6.html>,vol.4(1), 2001

[48] Buzing P.C., Eiben A.E., Schut M.C.: Evolving Agent Societies with VUScape. Advances in Artificial Life, Proceedings of the Seventh European Conference on Artificial Life (ECAL 2003), Springer Verlag: 434~441, 2003

[49] 刘晓光,刘晓峰: 计算经济学研究新进展--基于 Agent 的计算经济学透视. 经济学研究动态,vol.0(11):58~62, 2003

[50] 王飞跃, Lansing J.S.: 从人工生命到人工社会--复杂社会系统研究的现状和展望. 复杂系统与复杂性科学,vol.1(1):33~42, 2004

[51] 陈禹,丁浩: 实验经济学、CAS 理论与经济建模. 复杂性科学研究进展, 科学出版社:85~106, 2004

[52] 熊辉: 基于 agent 的经济模拟研究. 博士论文,vol.0, 2001

[53] 刘颖, 陈禹: 复杂适应系统理论对控制 SARS 疫情的模拟分析. 复杂系统与复杂性科学,vol.1(2):74~80, 2004

[54] 郑黎明: 基于 CAS 理论构建中国的消费模型. 复杂性科学研究进展, 科学出版社: 177~182, 2004

[55] 杨小凯: 经济学原理. 中国社会科学出版社, 1998

[56] 晏维龙: 交换、流通及其制度--流通构造演变理论. 北京:中国人民大学出版社, 2003

[57] 马克思: 资本论（中译本）. 北京:人民出版社, 1975

[58] 薛明德: 物流系统规划与设计. 企业管理出版社, 2003

[59] 周成虎,孙战利,谢一春: 地理元胞自动机研究. 北京:科学出版社, 2001

[60] 霍兰,陈禹等(译): 涌现--从混沌到秩序. 上海:上海科学技术出版社, 2001

[61] 霍兰,周晓牧等(译): 隐秩序--适应性造就复杂性. 上海:上海科技教育出版社, 2000

[62] 陈禹: 复杂适应系统（CAS）理论及其应用--由来、内容与启示. 系统辩证学学报,vol.9(4):35~39, 2001

[63] Edelman G.M.: Neural Darwinism: The theory of neuronal group selection. Basic Books, Inc.,Publishers, 1987

[64] Arthur B., Durlauf S.N, Lane D.A.: The economy as an evolving complex system II. Mass : Addison-Wesley, 1997

[65] Anderson P. W, Arrow K. J., Pines D.: The economy as an evolving complex system : the proceedings of the Evolutionary Paths of the Global Economy Workshop. Addison-Wesley, 1987

[66] Nehaniv C.L.: Computation for metaphors, analogy, and agents. Chrystopher L. Nehaniv, Springer, 1999

[67] 李建会: 现代科学中基于个体的新思维. 北京师范大学学报,vol.5, 2003

[68] 涂序彦: 人工生命及应用，北京邮电大学出版社, 2004

[69] 李建会: 走向计算主义. 中国书籍出版社, 2004

[70] 张江, 李学伟: 人工社会--基于 Agent 的社会学仿真. 系统工程,vol.23(1):13~20, 2005

[71] Tesfatsion L.: Agent-based computational economics - growing economies from the bottom up. http://www.econ.iastate.edu/tesfatsi/ace.htm, 2005

[72] Brooks,R.A.: A robust layered control system for a mobile robot. IEEE Journal of Robotics and Automation, vol.2(1):14~23, 1986

[73] Lewis H.R., Papadimitriou C.H.: Elements of the Theory of Computation. Prentice Hall, Inc,

1997
[74] Fogel D.B.: The Evolution of Intelligent Decision-Making in Gaming. Cybernetics and Systems,vol.22:223-236, 1991
[75] Gmytrasiewicz: Emotions and Personality in Agent design and Modeling. Piotr, Wooldridge: Game Theory and Decision Theory in Agent-based Systems: 81~95, Kluwer Academic Publishers, 2002
[76] Hannebauer M.: Composable BDI Agents . Autonomous Dynamic Reconfiguration in Multi-Agent Systems :115~137, Springer-Verlag Heidelberg, 2002
[77] Newell A.: Unified Theories of Cognition. Harvard University Press, 1990
[78] Jin, Y., Levitt R.E.: The Virtual Design Team: A Computational Model of Project Organizations. Computational and Mathematical Organization Theory, vol.2(3):171-195, 1996
[79] Louie, Carley, Haghshenass, Kunz, Levitt: Model Comparisons: Docking OrgAhead and SimVision. NAACSOS Conference, 2003
[80] Laird J.E., Newell A. et al.: SOAR: An architecture for general intelligence. Artificial Intelligence, vol.0(33):1-64, 1987
[81] Carley K.M, Hansen K.J., Newell A.: Plural-Soar: a prolegomenon to artificial agents and organizational behavior. M.Masuch & M. Warglien (Eds.):Artificial intelligence in organization and management theory: Models of distributed intelligence:87~118, Elsevier Science, 1992
[82] Terna P.: Swarm 在经济试验中的应用：关于智能体行为一致性自适应的神经网络方法. F. Luna, B. Stefansson:Swarm 中的经济仿真：基于智能体建模与面向对象设计, 社会科学文献出版社:85~120, 2004
[83] Edmonds B., Moss S.: Modelling Bounded Rationality using Evolutionary Techniques. Lecture Notes in Computer Science:31~42, 1996
[84] Angelo C., Domenico P.: Simulating the evolution of language. Springer-Verlag New York, Inc. 2002
[85] Gabora L.: The origin and evolution of culture and creativity. Journal of Memetics: Evolutionary Models of Information Transmission,vol.1(1), 1997
[86] 周登勇: 用复杂性科学来理解和设计智能. 中国科学院自动化研究所博士论文, 2000
[87] Wolfram,S.: Theory and Applications of Cellular Automata. World Scientific, 1986
[88] Wolfram S.: A New kind of Science. Wolfram Media, Inc., 2002
[89] Huang C.Y, Sun C.T., Hsieh J.H., et al. : Simulating SARS: Small-World Epidemiological Modeling and Public Health Policy Assessments . Journal of Artificial Societies and Social Simulation,vol.7(4), 2004
[90] Ray T.S: An Approach to the Synthesis of Life. Langton, C.G. et al: Artificial Life II: Proceedings of an Interdisciplinary Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems (Santa Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity, Vol. 10), Addison-Wesley:371~408, 1992
[91] 高鸿业: 西方经济学. 北京:中国人民大学出版社, 2000
[92] Crawford C.: 游戏设计理论. 北京希望电子出版社, 2004
[93] 张江,李志辉,贺仲雄: 人的物元模型及其应用初探. 第七届物元分析及可拓学年会会议论文, 1998
[94] 蔡文,杨春燕,林伟初: 可拓工程方法. 北京:科学出版社, 1997

[95] Zhang J, He Z.X: Human Element Model Based Person Soft Matching System Primary Research. Proceedings of 7th Jount International Computer Conference, Shan Tou university press: 1405~1412, 2000
[96] Brafman R.I., Tennenholtz M.: Modeling agents as qualitative decision makers. Artificial Intelligence, vol.94(1-2):217~268, 1997
[97] Kahneman D., Tversky A.: Prospect Theory: An Analysis of Decision Under Risk. Econometrica, vol.2(47):263~291, 1979
[98] Payne J.W., James R. B., Eric J. J.: The adaptive decision maker. Cambridge university press, 1993
[99] Gigerenzer G., Todd P.M.: Simple Heuristics That Make us Smart. Oxford University Press, Inc. 1999
[100] Langton C.G. : Artificial Life, Ed.C.Langton, Addison-Wesley Publishing Company,1988. C. Langton:Artificial Life:1~48, SFI Studies in the Sciences of Complexity, Redwood City: Addison-Wesley Publishing Company, 1988
[101] Vriend N.J.: An illustration of the essential difference between individual and social learning, and its consequences for computational analyses. Journal of Economic Dynamics & Control, vol.0(24):1~19, 2000
[102] 钱学森, 于景元, 戴汝为: 一个科学新领域--开放复杂巨系统及其方法论. 自然杂志,vol.13(1):3~10, 1990
[103] 尼科尔森著,朱宝宪,宁向东等(译): 微观经济理论. 北京:中国经济出版社, 1999
[104] 迈尔逊著,于寅,费剑平(译): 博弈论矛盾冲突分析. 北京:中国经济出版社, 2001
[105] Nydegger, Rudy V., Houston G. O.: Two person bargaining: An experimental Test of the Nash Axioms. International Journal of Game Theory, vol.0(3):239~249, 1975
[106] Roth, Alvin E., Vesna P., Masahiro O.F., et al.: Game-theoretic Models and the Role of Information in Bargaining. Psychological Review,vol.86(5), 1979
[107] Ochs J., Alvin E. R.: An Experimental Study of Sequential Bargaining. American Economic Review, vol.79(3):55~84, 1989
[108] Eythan W., Rapoport A, Felsenthal D.S. : Two-person bargaining behavior in fixed discounting factors games with infinite horizon. Games and Economic Behavior,vol.0(2):76~95, 1990
[109] Bolton, Gray: A Comarative Model of Bargaining: Theory and Evidence., vol.0(81): 1096~1136, 1991
[110] Axtell R.L., Epstein J.M., Yong H.P.: The Emergence of Classes in a Multi-agent Bargaining Model. Social Dynamics, Brookings Institution Press, 2001
[111] van Bragt D.D.B., Gerding E.H., La P. J.A.: Equilibrium Selection in Alternating-Offers Bargaining Models. The Electronic Journal of Evolutionary Modeling and Economic Dynamics<http://www.e-jemed.org/1027/index.php>,vol.0(1027), 2002
[112] McFadzean D., Stewart D., Tesfatsion L.: A Computational Laboratory for evolutionary Trade Networks. IEEE Transactions on evolutionary computation,vol.20(5):1~14, 2001
[113] Axtell R.L: The Emergence of Firms in a Population of Agents: Local Increasing Returns, Unstable Nash Equilibria, and Power Law Size Distributions. CSED Working Paper No. 3(http://www.brookings.edu/es/dynamics/papers/firms/firmspage.htm), 1999
[114] 李玉柱, 苑明顺: 流体力学. 北京:高等教育出版社, 1998
[115] Fliedner D.: Six Levels of Complexity: A Typology of Processes and Systems. Journal of

Artificial Societies and Social Simulation,vol.4(1), 2001
[116] Barabasi A.L., Albert R.: Emergence of scaling in random networks. Science, vol.0(286):509~512, 1999
[117] 戴汝为,沙飞: 复杂性问题研究综述：概念及研究方法. 自然杂志,vol.17(2), 1995
[118] 张建华: 流通经济学. 北京:机械工业出版社, 2004
[119] 李学伟,曾建平, 卢勃: 中国物流交易模式理论. 北京:清华大学出版社, 2004

就读博士期间发表论文、专著情况

Zhang Jiang, Li Xuewei: Evolutionary computational granular model and applications. Advances in Natural Computation, Springer(2005):309~312

张江，李学伟：用数字人工生命探索复杂适应系统，复杂系统与复杂性科学,Vol.2(1),2005: 39~48

Zhang Jiang, Li Xuewei, He Zhongxiong: Computational United Set theory and Applications, Engineering Science, Vol.3 No.3

Zhang Jiang, Li Xuewei: The environment and control of complex system, International Journal of Information and System Sciences, Vol 1(3~4): 372~381, 2005

张江，李学伟：基于混沌边缘的决策行为分析，控制与决策, Vol 20(10): 1147~1151, 2005

张江，李学伟：认知模型与统一集，北京交通大学学报,Vol.29(6),2005

张江，李学伟：人工社会——基于 Agent 的社会学仿真，系统工程，2005,Vol.23(1):13~20

张江: 人工生命——一种不仅仅是技术的科学，自然辩证法研究, 2005, Vol.21(2):109~111

Zhang Jiang, Li Xuewei: Decision and Management at Edge of Chaos. Lan Hua: Proceedings of 2004 International Conference on Management Science & Engineering (I), Harbin institute of Technology Press (2004.8):651~656 (ISTP)

张江, 李学伟, 贺仲雄：统一集理论及其在复杂大系统中的应用. 张嗣瀛, 王福利:2004 中国控制与决策学术年会论文集, 东北大学出版社(2004.5):107~110

李建会，张江：数字创世纪——人工生命的新科学，科学出版社，2006.1 （专著）

参加科研项目

教育部项目：现代决策理论（104049）
国家自然科学基金项目：ACE 模型建模的关键技术及应用研究（70571006）