

基于复杂性科学基本概念的 MAS 涌现性量化研究

金士尧 黄红兵 任传俊

(国防科学技术大学并行与分布处理国家重点实验室 长沙 410073)

(国防科学技术大学计算机学院 长沙 410073)

摘 要 在 MAS(Multi-Agent System)领域,面向涌现的 MAS 研究将 MAS 看成一类特殊的复杂系统,其关注点是 MAS 宏观层面的涌现性问题.这类研究需要借用复杂性科学研究中的一些基本概念描述、阐述 MAS 涌现性研究中的问题.文中着重对几个常用的基本概念及其量化研究做一概览,以深化对它们的认识,并结合这些概念及其量化研究在 MAS 涌现性研究中的应用特点,阐明它们对面向涌现的 MAS 研究的作用,以促进进一步的研究.这些概念包括复杂性、混沌边缘、自组织、涌现、适应和进化等.

关键词 多 Agent 系统;涌现;复杂性;混沌边缘;自组织;适应

中图法分类号 TP391

DOI号: 10.3724/SP.J.1016.2009.00017

Emergence-Oriented Research on MAS with Quantifications Based on the Notions in Science of Complexity

JIN Shi-Yao HUANG Hong-Bing REN Chuan-Jun

(National Laboratory for Parallel and Distributed Processing, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

(School of Computer Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract In the area of MASs, emergence-oriented researches regard MASs as particular complex systems and focus on the emergent characteristics of MASs on the macro level. In order to characterize MASs or specify some issues in MASs at macro level, several notions in the science of complexity should be used in these researches. This paper firstly gives an overview of these several notions and their quantifications, trying to catch a deeper understanding of them. Then, with some applications of these notions and their quantifications in MASs, some inspirations of them for emergence-oriented researches are illustrated. Hoping this overview and the inspirations can further the emergence-oriented researches on MAS. The notions in the science of complexity this paper mentioned include complexity, edge-of-chaos, self-organization, emergence, adaptation and evolution.

Keywords multi-agent system; emergence; complexity; edge-of-chaos; self-organization; adaptation

1 引 言

面向涌现的 MAS(Multi-Agent System)研究^[1]

关注的是 MAS 的宏观层面的涌现性问题.这类研究将 MAS 看成一类特殊的复杂系统,并借用复杂性科学研究中的一些基本概念描述、阐述 MAS 涌现性研究中的问题.这些概念包括复杂性(complexity)、

混沌边缘(edge-of-chaos)、自组织(self-organization)、涌现(emergence)、适应(adaptation)和进化(evolution)等等. 它们各有所指, 又紧密联系, 成为相对独立的概念体系, 是面向涌现的 MAS 研究的基础之一.

但是, 人们对这些概念的理解并没有达成一致, 而且不同的研究领域对这些概念也有其特殊的理解. 在对这些概念的探索中, 可以发现一些对面向涌现的 MAS 研究就有启发性的思想. 同时, 为了确切阐释这些概念并利用它们精确描述问题, 人们对它们进行了卓有成效的量化研究, 给出了它们的度量或定量解释. 这些量化研究, 为描述 MAS 的涌现性问题和确切理解 MAS 的涌现特征, 提供了非常有用的方法和启示. 然而, 对这些研究并没有为面向涌现的 MAS 研究给出现成的工具, 需要进一步的研究和探索.

本文旨在对复杂性科学研究中的几个基本概念及其量化研究做一概览, 以深化对它们的认识, 并介绍这些概念及其量化研究在 MAS 涌现性研究中的应用, 阐明它们对面向涌现的 MAS 研究的作用, 以促进进一步的研究. 文章分别在第 2~6 节介绍复杂性、混沌边缘、自组织、涌现、适应和进化等几个基本概念及其量化研究; 在第 7 节结合这些概念在 MAS 中已有应用, 阐述它们对面向涌现的 MAS 研究的启示; 最后是总结和展望.

2 复杂性

复杂性这一概念在复杂性科学中是非常基本的概念, 许多概念和问题都归结到复杂性的定义及其度量. 在面向涌现的 MAS 研究中, 复杂性概念也处于基础的地位, 是理解许多概念和描述一些问题的基础和前提. 在计算机科学中, 计算复杂性(computational complexity)是非常基本的, 这里不加以讨论.

直观上, 当我们说一个系统或过程是复杂的, 通常指的是它比其他系统或过程更难理解和描述. 那么, 怎样判断和度量这种困难? Edmonds 在其博士论文^[2]中, 列举了一些对复杂性进行解释的概念. 文献^[3]也简单介绍了理解这种困难的一些判断依据. 事实上, 判断一个系统或过程是否复杂和对这种复杂性的进行度量, 广泛采用的依据是“描述这个系统或过程所需的信息量”^[3-4]. 基于这个判据, 根据描述

所使用的信息是确定性的还是统计的, 又分为两类, 分别称为算法复杂性(algorithmic complexity)和统计复杂性(statistical complexity).

2.1 算法复杂性

算法复杂性这一概念, 最初由 Solomonoff、Kolmogorov 和 Chaitin 独立提出, 也称为 Kolmogorov 复杂性, 它用程序长度来定义描述信息量. 对于一个给定的实体, 其算法复杂性定义为重构该实体的最小程序(计算模型)的长度. 更确切地说, 对于描述一个系统或过程的数据, 其算法复杂性指的是: 对于数据 x , P 是在数据 y 给定的条件下能使通用图灵机 U 输出 x 的程序的集合, $l(p)$ 是 P 中程序 p 的长度; 则在这些程序中, 最短程序的长度就被定义为在条件 y 下的算法复杂性. 表示为

$$KC(x|y) = \min_{p \in P, U(p, y) = x} l(p).$$

算法复杂性的应用非常广泛, 例如文献^[2]就列举了它的许多使用方式. 但是, 在分析实际复杂系统时, 算法复杂性并不具有很好的实用性. 这主要是由两种原因引起的^[2-5]: (1) 算法复杂性往往不可计算, 或不能精确计算而只能从上界逼近; (2) 算法复杂性在一定意义上是随机性的度量, 它认为一个随机事物具有最大复杂性, 因而不能体现这样的直观观念, 即高度有序和完全无序都对应于很小的复杂性, 也就是说复杂性总体上应是单峰的^[5](图 1).

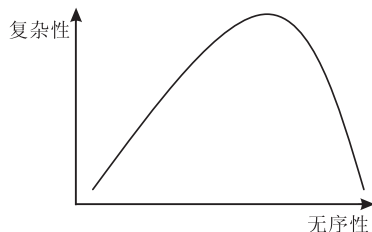


图 1 复杂性-无序性的概要曲线

为了克服算法复杂性中的问题, 人们对它进行了修正和改进, 提出了一些新的概念, 例如逻辑深度(logical depth)和繁杂性(sophistication).

逻辑深度是由 Bennett^[6]提出来的, 以度量数据的复杂性. 简略地说, 数据 x 的逻辑深度 $L(x)$ 指的是, 最小程序产生 x 所需要执行的计算步骤(或运行时间). 逻辑深度是满足图 1 中复杂性的单峰性质的. 例如, 对于不可压缩数据 x (它们是完全随机和无序的), 产生它们的最小程序是: $\text{print}(x)$, 此时 $L(x) \approx |x|$; 对于周期性数据 x (它们是高度有序的), 最小程序通过循环打印出它们, 仍有 $L(x) \approx$

$|x|$ ；而对于一些可压缩数据（例如 π ，最小程序必须做非平凡的计算，这比简单地从列表中读出它们需要更多的时间，因而它们具有更大的逻辑深度。

繁杂性是 Koppel^[7] 提出来对字符串的结构进行度量的概念。Koppel 认为一个字符串的最小描述包括两部分：（1）字符串结构的描述；（2）字符串特殊性的描述，即能够将该字符串从具有相同结构的字符串类中区分出来的描述。繁杂性指的就是刻画字符串结构所需的描述长度。Gács 等人^[8] 继承发展了这一思想，将 Kolmogorov 复杂性中的最小程序分为模型部分和数据部分，称其模型部分为算法统计量（algorithmic statistic），进而定义了充分算法统计量（sufficient algorithmic statistic），并将最小充分算法统计量的长度作为数据 x 复杂性的度量。

虽然逻辑深度和繁杂性能够很好地满足复杂性度量的单峰性质，但是它们仍不能解决算法复杂性度量的不可计算问题。

2.2 统计复杂性

由于算法复杂性的不可计算性源于 Gödel 定理，基本上是不可逾越的。并且，即使能够获得最小程序并计算这种复杂性，它的有效性和实用性也是值得怀疑的。因为系统特定数据集的描述细节往往只是噪声，不适用于从同一系统得到的其他数据集。如果要计算该系统的复杂性，确切需要的最小描述应该是一般化的，适用于所有数据集。从繁杂性概念中可以看到这种对数据集规律性的描述。当抛弃精确描述这一目标，并认识到世界是充满噪声和易于统计描述的，人们也认识到此时需要的复杂性度量应该是统计的，而不是算法的，为此提出了统计复杂性的概念。

统计复杂性关注的是系统或过程的有效统计特征的描述，并对这些描述进行度量。因此，要计算系统或过程的统计复杂性，需要处理该系统或过程的统计信息，并从这些信息中提取其统计特征，然后选择合适的统计量对这些特征进行描述，通过对这些描述的度量来确定其统计复杂性。对系统或过程的统计描述通常服务于两种目标：（1）单纯刻画该系统或过程，关注的是其结构或模式；（2）预测该系统或过程的走向，关注的是其未来进程。由此产生对统计复杂性两种不同的理解：（1）最小描述长度（Minimum Description Length, MDL）^[9]；（2）最优预测所需的信息量^[10]。

基于最小描述长度，Rissanen 定义了随机复杂

性（Stochastic Complexity）^[9]。它和算法复杂性类似，计算的关键仍是模型选择问题，只不过算法复杂性需要的是确定性模型，而随机复杂性需要的是统计性模型。因此，随机复杂性可以看成算法复杂性的统计和可计算版本^[2]。虽然最小描述长度在一些问题中应用非常成功^[10]，但是随机复杂性仍遭遇模型长度及其精度的平衡折衷问题，因为通常不能以较短的模型长度获得较高的描述精度。因此，与其说随机复杂性刻画了系统或过程复杂性属性，不如说它是对模型建立者建模能力的衡量^[4]。

基于对统计复杂性“是最优预测所需的信息量”的理解，Grassberger 定义了有效度量复杂性（effective measure complexity）^[11] 或预测复杂性（forecast complexity）。它是基于信息论^[12]，通过系统或过程的过去与未来之间的互信息（mutual information）来度量的。这一度量在不同的研究中被多次发现，并在不同的研究背景中被赋予不同的名称，例如，超额熵（excess entropy）^[13]、储存信息（stored information）^[14]、预言信息（predictive information）^[15]，等等。因此，预测复杂性是被广泛接受的。这主要取决于它能够很好地满足单峰性质，并且是建立在坚实的数学（即信息论）基础上的。

Crutchfield 和 Young^[16] 也是通过预测所需的信息来定义统计复杂性的。由于他们的工作，预测复杂性变得非常具有可操作性。Crutchfield 和 Young 给出了一个有效过程，用以发现最优预测的最小模型及其状态，并用这些状态的信息量来度量复杂性，称为 Grassberger-Crutchfield-Young 统计复杂性^[4]。

因此，这里采用预测复杂性来指称复杂性。

3 混沌边缘

从上面的介绍我们看到，根据直观理解（同时许多科学家也相信），复杂性在两个极端（彻底有序和完全随机）应该比较小，其最大处在两极中间的某个区域。而且，在一些中间情况，复杂性是无限的，并且可能以不同的速度发散。这自然会产生一些新的问题，如复杂性在何时达到最大？我们怎样精确地确定这一区域？等等。这些都涉及对混沌边缘的研究。

3.1 概念

混沌这一词本身就令人费解，在不同的语境中，其意义不同。生活中，混沌表示缺乏具体形态或系

统排列,也常用来表示某种应该有的秩序却没有出现.同时,这一词已被许多科学家用来表示这样或那样的随机性或无序性,如 Prigogine^[17]、Holland^[18]等.但是在混沌科学中,这一术语泛指这样的现象,即它们看起来是随机发生的而实际上其行为却由精确的法则决定^[19];也就是说,指的是在确定性非线性系统中,不需附加任何随机因素,由于其系统内部存在着非线性相互作用所产生的类似随机的现象,即内在随机性^[20].

混沌系统与规则系统一样是由其动力学方程决定的(这是其确定性方面),它们的区别在于:如果起初邻近的动力学路径随时间的演化仍然保持接近,就说这个确定性动力学系统是规则的;如果两条路径以指数速率分离,则系统是混沌的^[21].指数发散性使得混沌过程从长远的观点来看是不可预测的,因为初始条件中的误差也会被放大(这是其不可预测性方面).总的来说,混沌系统一般具有以下特征^[22]:(1)不可预测性;(2)是确定性的;(3)对初始条件的敏感依赖性;(4)吸引子的区域性与遍历性.

那么混沌边缘指的是什么呢? Mitchell 在其著作《复杂:诞生于秩序与混沌边缘的科学》中认为,混沌边缘是“一个系统中的各种因素从无真正静止在某一个状态中,但也没有动荡至解体的那个地方”^[23].也就是说,混沌边缘是在有序与无序之间的某个区域,处于稳定与混沌的相变之中^[24-28].

混沌边缘是一个非常重要的概念. Mitchell 说:“混沌的边缘就是生命有足够的稳定性来支撑自己的存在,又有足够的创造性使自己名副其实为生命的那个地方;……是进化过程中万古不变的稳定性突然被整个物种的演变所取代的时刻;……是复杂性系统能够自发地调整和存活的地带”^[23].

3.2 度量与判断

混沌边缘如此重要,怎样度量判断一个系统是否处于混沌边缘呢?

从复杂性的角度看,混沌边缘处于复杂性非常大的区域.因为,在对混沌的各种理解中,都指出了混沌的随机性或不可预测性.而按照预测复杂性的度量——“最优预测所需的信息量”,对于一个随机的、不可预测的系统或过程,最优预测和最劣预测是一样的,无需任何信息.也就是说,混沌的预测复杂性极低,从算法复杂性来说,混沌由一些非线性方程确定,其算法复杂性也是极低的.因此,混沌的复杂性对应于复杂性曲线的另一极.那么,混沌边缘位于

这两极之间的某个区域.这正是 Langton^[24]通过元胞自动机研究得出的结果.

在 Langton^[24]的开创性研究中,利用导致元胞非静态的规则数在所有规则中的比例 λ (即元胞状态转换规则导致元胞处于活动状态的概率)来确定元胞自动机所处的表现类型:固定点、极限环、复杂态(混沌边缘)、混沌态,如图 2.

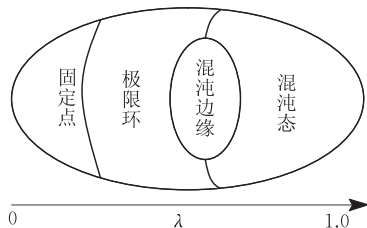


图 2 元胞自动机在由 λ 决定的规则空间上的表现图

Wuensche^[29]则利用输入熵(input entropy)的变化来判断元胞自动机是否处于混沌边缘.对于一个元胞自动机,给定其规则表,在第 t 步的输入熵(input-entropy)被定义为

$$S^t = - \sum_{i=1}^m \frac{Q_i^t}{n} \log \frac{Q_i^t}{n},$$

这里 m 是规则的个数, n 是元胞自动机中单元的个数, Q_i^t 是规则 i 在 t 时刻整个元胞自动机中使用的次数.对于有序动力学(固定点和极限环),输入熵保持在相对小的值,但是对于混沌动力学,它在一个窄高频带中不规则波动.对于复杂元胞自动机,有序和混沌分别在不同的时间处于支配地位,使得熵随着变化. Wuensche 指出,只有在复杂动力学中,输入熵才表现出高度的变动性.而输入熵变化的峰值指示出相变正在发生,表明系统处于混沌边缘.

Wuensche 的输入熵是比 Langton 的 λ 更具一般性的概念.在实际应用中,确定输入熵是比较容易的,但是类似 λ 这样的参数一般难以确定,甚至不会存在.

4 自组织

从上面的讨论中,知道了混沌边缘重要性及一些判断指征,那么系统如何到达这样的状态呢?一种途径就是自组织.在复杂性科学中,讨论复杂系统必提到自组织.因为实际复杂系统大多都是自组织的,例如生态系统、经济系统、社会系统等等.

4.1 概念

对于自组织,在复杂系统研究中虽然有许多不

同的定义(参见文献[22]第 332~333 页),但对于自组织的一些特征基本理解还是一致的. 这些特征主要包括:(1)自组织在时间上是一个从无组织(或欠组织)到富有组织的动态过程,也就是说,系统的有序度随时间推移而增加^[5,22,30,31]; (2)这一动态过程是自发产生的,没有外部控制与干预^[5,22,30,31],甚至没有内部集中控制^[22,30]; (3)这一过程是适应性的,使得系统能够更好地应付或处理它们的环境^[30-31].

自组织增加了系统行为的有序度,使得系统能够获得时间、空间或功能上的结构. 这对于一个系统来说是非常重要的. 但是一个系统过于有序也是有缺陷的,此时系统过于僵化,其适应能力是非常弱的,对环境变化的反映非常迟缓. 所以,自组织系统的适应性,要求系统的有序度应该维持在一个范围,也就是说,一个自组织系统将试图使自己平衡于僵化与混沌之间的某个临界点^[30],即处于混沌的边缘.

从复杂性的角度看,自组织导致的系统有序性的增加,根据直觉,应该使得系统的复杂性总体趋于减小,但是文献[30]认为自组织系统的复杂性是能够增长的. 这可以从图 1 中的复杂性-无序性概要曲线得到简单解释. 在该图中,从无序到有序也经过一个复杂性增加的过程. 同时,该图也可以对于自组织系统为何会变老给予部分解释. 由于这些系统受到物理世界的一定约束,它们不可避免地在某个点达到饱和,组织会慢慢解体.

对于自组织的条件和机制,不同的研究者有不同的见解. 例如,Prigogine 等^[32]指出,自组织发生在由非线性相互作用的元素组成的远离平衡态开放系统中;而 Haken^[33]则强调自组织中的竞争性协同. 本文认为,开放中的远离平衡是自组织的基本条件和原始动力. 只有在开放环境中,才能输入物质、能量和信息,减小系统的熵;只有在远离平衡的压力下,才能形成系统内的张力,促使其元素或组分自发活动. 非线性相互作用是自组织的一般化机制,但是并非所有的非线性相互作用都能产生自组织. 正是在这个意义上,Haken 强调了非线性相互作用的具体形式——竞争性协同.

另外,Kauffman^[34]基于对生命的认识而给出的理解,也很具启发性. Kauffman 认为自组织的根本所在是能量释放约束的产生. 基于这一观点,能量的约束释放允许能量被控制和引导,以产生有用功;这些功反过来可以用于构建更好和更有效的能量释放约束. 约束或控制能量释放的能力,可能使得一个系

统展现的行为和它在无组织状态展现的完全不同. 这种能力也能够为自组织系统提供成功适应性选择行为.

与“自组织”相关的一个重要概念是“自组织临界性(Self-Organized Criticality, SOC)^[35]”. 自组织临界性是指^[22]:存在复杂的动力学系统,这些系统能够自发演化到“自组织临界状态”,达到这样的状态以后,系统的时空动力学行为不再具有特征时间和特征空间尺度,因而表现出覆盖整个系统的满足幂率分布(power law distribution)的时空特性. 在自组织临界状态下,小事件引起的连锁反应能对系统中大量数目的元素或组分发生影响,从而导致大规模事件的发生,包括灾难性的大事件.

从已有的研究看,自组织临界性中“自组织”的是从其自发性讲的,其本质特征是在空间和时间上都满足幂率分布.

4.2 度量与判断

对于自组织的度量和判断,可以从不同的角度来进行.

(1)如果要判断自组织系统是否到达混沌边缘,那么可以利用判断混沌边缘的方法判断.

(2)另一方面,从自组织过程看,自组织伴随着无序度的增加. 那么,可以利用无序度的度量——熵的变化,来判断系统的发展是否满足自组织过程的趋势.

(3)从复杂性增长的角度判断自组织过程的发生,也是其中一种重要的方法,Shalizi 在其博士论文^[5]中,就是利用 Grassberger-Crutchfield-Young 统计复杂性,来判断一个时间序列是否是自组织的. 并认为利用 Grassberger-Crutchfield-Young 统计复杂性来度量组织,克服了利用熵度量带来的无法区分不同类型组织的问题.

当然这只是一些初步的判断,这些条件都只是必要的,而不是充分的. 通过这些条件来判断自组织,只能说明自组织发生的可能性,而不是必然性. 例如文献[36]就发现,对于同一过程在不同的观察层次上,系统熵可能朝不同的方向发展.

因此,实际应用中可以综合运用这些度量来判断,同时也应选择其它合适的辅助判断方法. 另外比较重要的一点是,需要选择有效的微观量,以便利用这些方法对它们进行统计判断时,能够真正反映系统的自组织特性.

对于一个系统是否具有自组织临界性,可以从

其的基本特征——在时间和空间上都满足幂率分布——出发,来度量与判断.这其中的关键就是要对系统建立正确的数学模型,然后分析系统的时空分布,以确定自组织临界状态发生的条件和时机.

Bak 和 Chen^[35] 自己曾认为:“自组织临界性是一种整体论理论.……系统的全局特征不可能通过分别分析部分而得到理解.……自组织临界性是导致关于动力学系统的一种整体论的唯一模型或数学模型.”关于整体性,涉及到另一重要概念——涌现.

5 涌 现

5.1 概 念

在复杂性科学中,涌现这一概念,通常用来指称这样的微-宏观效应现象——“因局部组分之间的交互而产生系统全局行为”^[31]或“缘起于微观的宏观效应”^[37],而这些宏观全局行为或特征是微观组分所不具有的,只能通过整体体现出来.对于涌现概念,这种描述是比较模糊的,但是由于研究的开放性,试图给出一个精确而普适的定义也不现实.

对涌现的理解大都和层级观念相联系,所以一般是从高层特征与低层特征之间的关系来界定涌现性.另外,也可站在系统演化的时间轴上,从系统特征的可预测性角度,来理解涌现.Fromm^[38]就是从层次之间不同的反馈类型和因果关系,来对涌现进行分类的,并解释了它们的可预测性.Stephan^[39]为区分不同涌现观而给出的各种论题,也都是从层次关系和可预测性出发来论述的.他们的工作非常有启发性,简单介绍如下.

Fromm 在文献[38]中总结了前人的一些工作,根据层次之间不同的反馈类型和因果关系,将涌现分为 4 类:简单或有名无实的涌现(simple/nominal emergence)、弱涌现(weak emergence)、多重涌现(multiple emergence)、强涌现(strong emergence),如图 3.类型 I 只包含前馈,而无反馈;类型 II 只包含简单的正反馈或负反馈;类型 III 中存在多个反馈循环,同时还包含了学习和适应;类型 IV 则表现为,在高层组织中出现了涌现结构或产生了体现不可还原性新性质的复杂性.这里的前馈和反馈主要指的是因果关系.

Stephan 在文献[39]中,从涌现观所包含的论题的角度,讨论了 3 种不同的涌现学说:弱涌现论(weak emergentism)、共时涌现论(synchronic emergentism)和历时涌现论(diachronic emergentism).

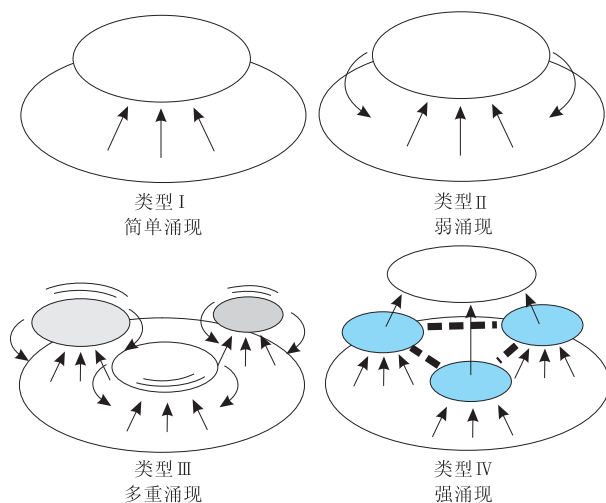


图 3 Fromm 的涌现类型

弱涌现论包括 3 个论题:“物理一元论论题”、“系统整体特性论题”和“共时决定性论题”.并认为满足这 3 个论题是一个特性之所以成为涌现特性的最低条件,是其它两种涌现观的基础.共时涌现论在弱涌现论的基础上增加了“不可还原性论题”,而历时涌现论则增加了“新奇性论题”和“结构不可预测性论题”.这些涌现观的关系如图 4.这些论题的主要内容如下:

(1) 物理一元论(physical monism)论题.系统的元素或组分是物质的,系统中不存在超自然实体.这一论题指明的是系统及其组分的本体论基础.

(2) 系统整体特性(systemic properties)论题.涌现特性是系统整体特性.一个特性是系统整体特性,当且仅当系统具有这种特性而其各组分不具有.

(3) 共时决定性(synchronic determination)论题.一个系统所能表现的特性取决于它的微观结构,即其组分的特性和这些组分的排列;如果系统组分的特性及组分排列一样,那么系统整体特性就没有什么差别.

(4) 不可还原性(irreducibility)论题.一个系统整体特性是不可还原的,当①它无论在微观上还是在宏观上,都是行为不可分析的,或②系统组分的特定行为——系统整体特性伴随这些行为而产生,不能从这些组分的独立活动或处于其它格局中的行为得出.

(5) 新奇性(novelty)论题.在系统演化过程中,不断出现“真正新奇性(genuine novelty)”.也就是说,已经存在的组分会产生新的格局,新的结构会构建具有新特性和新行为的新实体.

(6) 结构不可预测性(structure-unpredictability)

论题. 如果新奇结构的构成由确定性混沌规律决定, 那么新奇结构的出现原则上是不可预测的. 从

而, 任何这些结构体现的新奇特性, 也是不可预测的.

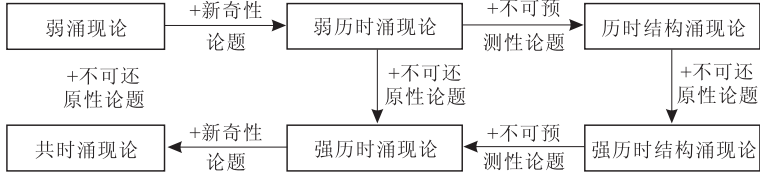


图 4 Stephan 给出的涌现观及其关系

从 Stephan 关于涌现观的论述, 可以看出整体性是涌现最基本的特征, 任何涌现观都包括了系统整体性论题. 同时可以看出 Stephan 所说的弱涌现观对涌现的理解, 对应于 Fromm 涌现类型的类型 I (简单涌现), 同时也对应于文献[1]所说的“综合”.

对基于层级的涌现解释, Ryan^[40] 认为, 它们和认识论相关联, 不是从本体论的立场出发的, 这样就会产生涌现不可知论. Ryan 建议从“范围(scope)”、“分辨率(resolution)”和“状态(state)”等概念出发, 来认识涌现. 并基于这些概念定义了涌现特性、弱涌现特性、新奇涌现特性等概念, 然后通过新奇涌现特征这一概念定义了“涌现”.

对于涌现, 还可以从把握涌现本身的特征来认识和理解, 这些特征主要包括(具体见文献[1, 31]的讨论): (1) 微-宏观效应^[31, 41-42]; (2) 完全新奇性^[31, 41-42]; (3) 一致相关性^[31, 41-42]; (4) 分散控制^[31, 42]; (5) 双向关联^[31, 42].

由于许多涌现现象都是由自组织过程产生的, 因此涌现和自组织这两个概念往往极易混淆. 文献[31]对这两个概念作了清晰的区分, 有很大的启发性. 通常, 在实践中对涌现与自组织的关系存在 3 种看法^[1]: (1) 自组织是涌现产生的原因; (2) 自组织是涌现的结果; (3) 自组织是涌现的一种特殊形式, 甚至是同一的、可以互相替代. 当将自组织看成是微观机制和动态过程的时候, 一般持第 1 种看法; 将自组织看成是系统的一种性质或能力的时候, 往往产生第 2 种看法; 而结合前两种看法或对涌现和自组织在概念上不加区分的时候, 就会得到第 3 种看法.

本文认为涌现是一个更基本的概念, 自组织是自组织系统的一个涌现特征. 因为自组织是一个二级过程, 是从一些微观机制(过程)衍生出来的, 而对于这些微观过程和系统各组分来说, 自组织这一特征是它们不具有的, 是新奇的.

5.2 度量与判断

与那些哲学上充满思辨性的论述不同, Crutch-

field^[43] 和 Shalizi^[5] 则更多地从实际可操作性角度来认识和度量涌现性. Crutchfield^[43] 从观察者和他们的内部模型的角度将涌现分为两类: 模式形成(pattern formation)和内在涌现(intrinsic emergence). 进而, Shalizi^[5] 从一个可度量参数——预测效率(eficiency of prediction)——来定义涌现和内在涌现过程. 简单介绍如下:

(1) 预测效率. 一个过程的预测效率, 是它的超额熵和它的 Grassberger-Crutchfield-Young 统计复杂性的比值, 即

$$e = \frac{E}{C_{\mu}}.$$

(2) 涌现过程. 如果一个过程是一个衍生过程, 并且它的预测效率比它的源起过程的要大, 那么就说这个过程是从其源起过程涌现出来的.

(3) 内在涌现. 如果一个过程中有其他过程从中涌现出来, 就说这个过程是内在涌现的.

所以, Shalizi 是从可预测性角度定量判断一个过程是否是涌现, 这是非常具有启发意义的.

Bar-Yam^[44] 在弱涌现(weak emergence)和强涌现(strong emergence)的一般意义下, 利用多尺度多样性(multiscale variety)^[45], 为强涌现给出了一种数学理论.

一般意义下, 弱涌现和 Stephan^[39] 给出弱涌现观一致, 主要的描述对象是系统的微-宏观关系(效应), 即特定的微观机制怎样产生相应宏观现象; 而强涌现强调的是宏观特性的新奇性和不可还原性, 它只属于整体或集体.

基于这种认识, Bar-Yam 认为强涌现应通过系统特性在不同尺度上(或不同分辨率下)的约束(或依存关系)来体现. 进而, 通过计算系统特性的多尺度多样性可以确定是否存在这些约束, 从而可以确定系统特性是否是强涌现的.

上面介绍的这些都是相对通用的判断方法. 在实际中根据具体应用, 可以有许多特定的不同方法, 例如文献[46]就是利用统计力学的方法来研究群体

一致性意见的涌现问题的。

6 适应和进化

6.1 概念

“适应”也是同“自组织”非常相近且极易混淆的概念. 自组织系统一般是开放的、置于环境之中, 适应也是一个与环境相联系的概念; 自组织过程改变系统的结构、功能或行为, 系统适应性通常指的也就是系统在环境压力下, 改变自身的结构、功能或行为, 以更好地应付或处理它们的环境。

那么, 它们的差别在哪里呢? 我们认为, 适应可以作为自组织的一种重要机制, 特别是在智能系统中体现得更明显. 因为, 正如前面指出的, 自组织的一般机制是非线性相互作用, 而适应就是这些非线性相互作用一种较为具体的形式. 系统的适应就是系统与环境的一种非线性相互作用, 系统组分或个体的适应就是个体与个体之间以及个体与环境之间的一种非线性相互作用。

适应机制有 3 个基本操作^[3]: (1) 产生变化 (即多样性); (2) 观察与环境 (个体的环境包括其它个体) 之间交互的反馈; (3) 选择性强化一些交互而抑制其它. 如果没有变化, 系统不能改变自己的行为, 从而不能适应; 如果没有反馈, 系统中就不可能有和环境适应的变化; 如果没有对一些交互的倾向性选择, 系统行为的改变在统计意义上就和随机走动没有什么差别。

适应可以分为一阶、二阶甚至多阶^[3]. 在一阶适应中, 感知和响应选择 (response options) 保持不变, 只是通过改变未来行为的可能性来实现适应. 将一阶适应应用于一阶适应机制本身, 就产生二阶适应. 二阶适应中, 引入了 3 个新的适应循环: (1) 改进变化产生的方式; (2) 改换观察反馈的机制; (3) 改变选择实施方式. 依次类推, 可以得到多阶适应。

基于上面对适应的理解, 可以将进化看成适应的一种特殊形式, 即系统包含一个种群, 它们各代之间通过遗传 (在选择压力下, 具有变异性) 来耦合. 此时, 适应的 3 种机制就具体化为进化的 3 种机制^[47], 即: (1) 变异与遗传. 变异产生遗传的多样性; (2) 生存竞争. 竞争是从环境反馈中得出的生存策略; (3) 选择. 自然界对所有变异进行选择, 让适者生存。

如果将进化看成群体适应的一种, 那么学习就可以和个体适应相联系. 强化学习就对应于这样的

适应情形: 系统是由单个 Agent 组成, Agent 具有一个固定可选动作集; 环境反馈是一个实值报酬加上每一时间步观测到的状态变化; Agent 内部模型是对每个动作的未来反馈值的估计, 通过内部模型可以选择较优动作。

6.2 信息论解释

文献[48]从连接主义的观点出发, 利用信息论中的量化概念度量了系统的适应性。

从连接观点看, 系统重构的可用选择的上限, 由网络连接的多样性给出, 即由如下 Shannon 熵决定:

$$H = - \sum_{i,j} \frac{T_{ij}}{T} \ln \frac{T_{ij}}{T},$$

其中, T_{ij} 表示从组分 i 到 j 的流量, $T = \sum_{p,q} T_{pq}$ 是系统中存在的总流量。

但是, 并不是所有的多样性都可用于系统适应, 因为一些连接可能并不会发生并且一些流量会受到系统内部的制约. 因此, 适应性的度量应该从多样性中减去这些不合发生的情形. 此时, 适应性的度量就是在这些约束下的条件熵;

$$\Phi = - \sum_{i,j} \frac{T_{ij}}{T} \ln \frac{T_{ij}^2}{\sum_k T_{ik} \sum_m T_{mj}}.$$

对于进化, Adami^[49]认为它增加了一个栖息于小生境的种群的信息量. 为此, Adami^[49]提出了体格复杂性 (physical complexity): 一个有机体在染色体中存储的关于其进化环境的信息量的度量. 他将种群 X (一个序列全体) 关于特定环境 Z 的体格复杂性, 定义为互信息:

$$I(X, Z) = H_{\max} - H(X|Z),$$

这里, H_{\max} 是没有选择时的熵, 也就是一个序列种群的无条件熵. $H(X|Z)$ 是给定 Z 时 X 的条件熵, 即在给定环境中被选择所容许的多样性, 也就是前面给出的适应性度量. 在没有作出选择时, 没有哪个序列比其它的占优势, 所有的序列在 X 系综中具有同样的可能性. 因此, H_{\max} 等于序列的长度. 有选择的时候, 在种群中发现特定基因型的可能性是并非高度一致的, 因为大部分序列并不适应特定的环境。

7 启示与应用

Zambonelli 和 Omicini 在文献[50]中指出对 MAS 的研究可以从 3 种不同的规模进行, 即微观、宏观和中观. 为了区分主要关注微观层面问题的传

统 MAS 研究,文献[1]称之为面向涌现的 MAS 研究。

面向涌现的 MAS 研究关注的是 MAS 的宏观层面的涌现性问题以及系统涌现的宏观与微观层面的联系机制,并最终希望发展出一套面向涌现的多 Agent 系统的设计和控制方法^[1]。其首要任务就是要能够描述和阐述 MAS 研究中的问题。利用上述这些复杂性科学中的概念可以为实现这一目标带来方便。

不仅如此,由于复杂性科学中研究的开放性,在对这些概念的探索中,也给面向涌现的研究带来一些新的、有用的启示。并且一些启示已经在实际的 MAS 研究和应用中发挥作用。这里结合这些概念在 MAS 中已有应用,阐述它们对面向涌现的 MAS 研究的一些启示。

启示 1. 信息论是从宏观上理解、描述、分析和度量 MAS 的有力工具。

从上面介绍的各概念和诸多度量中,可以看到信息论在其中扮演了极其重要的角色,发挥了不可替代的作用。这是由信息论的本质特征决定的。Shannon^[12]的信息论是一种基于统计意义的信息理论^[51]。它所定义的一些统计量(熵、联合熵、条件熵、互信息、鉴别信息等)是随机变量不确定性以及在消除或减少这一不确定性时所获信息的度量。其中,熵是一个系统无序性的度量;互信息是两个随机变量之间统计依存性的度量;鉴别信息是两种概率分布之间差异性的度量^[51]。

虽然信息论目前只是对通信技术的发展产生了持久和深刻的影响,而对信息技术的其他一些方面,如人工智能等,则很少有理论指导作用。但是我们认为它将在 MAS 宏观研究中发挥重要作用,为面向涌现的 MAS 研究提供理论工具。这可以从以下几个方面得到体现:

(1) 在 MAS 的复杂性度量上,统计复杂性比计算复杂性更具有实用价值,而统计复杂性的理论基础就是信息论。虽然计算复杂性在 MAS 研究中是不可或缺的,回答了 MAS 的可计算性等理论问题。但是它常常是和 Agent 心智等逻辑问题相联系,如 Dziubiński 等人^[52]和 Wooldridge 等人^[53]所做的工作,不能用作系统复杂性的度量。MAS 的统计复杂性是基于对 Agent 外部行为和属性的统计来进行,对于研究整个系统的宏观行为和涌现特征更具有实用性。例如文献[54]就是利用“熵”来度量 MAS 多样性的。

(2) 在宏观上 MAS 的统计特征更具有实际意义,信息论为一些宏观特征的判断提供了基本统计量。从基本概念及其量化研究的介绍中,可以得出如下结论:输入熵的熵变是判断 MAS 是否处于混沌边缘的有效途径;MAS 系统熵的减少是 MAS 自组织发生的一个重要指征;条件熵是 MAS 适应性的基本度量。这些结论已经在 MAS 研究中得到了应用。如 Prokopenko 和 Wang^[55]就是利用输入熵的熵变来判断一个多 Agent 团队是否处于混沌边缘的,并利用熵的变化来研究 Agent 团队的有序性;Parunak 和他的同事在许多研究中都用到了熵^[56-59];在 MAS 的动力学研究中,许多工作都使用了信息论提供的统计量,如 Lerman 等人^[60]对满足马尔可夫性质的 MAS 的动力学过程的研究, Tuyls 等^[61]对重复博弈中 MAS 学习的演化动力学的研究,等等。

(3) 信息论在一定程度上可以沟通 Agent 的个体心智和 MAS 的系统特征。Prokopenko 和 Wang^[55,62]在这方面的的工作具有很大的启发性。在他们的工作中,将 Agent 的联合信念和与 MAS 的系统协调性结合起来,利用联合信念的相对认识熵(Relative Epistemic Entropy)来度量系统的潜在协调性。

启示 2. 处于混沌边缘应是许多 MAS 的设计目标。

从前面的介绍中可以看到,处于混沌边缘的系统具有很好的稳定性和适应性,能够应对环境的复杂变化而又不完全受制于环境。组织理论也认为:那些能够极佳地完成复杂任务的团队的个体之间的相互依赖性总是适度的,也就是说它们运作于混沌边缘^[63]。

MAS 中的 Agent 是一个自治主体,具有反应性、预动性、社会性等特征^[64],这与社会组织中的个体完全类似。因此,一个 MAS 组织或团队,为了提高它们完成任务的能力,应使 MAS 工作于混沌边缘。文献[65]使机器人控制器工作在混沌边缘,使其具有很强的学习能力。

不仅如此,许多智能系统也都以此为目标。例如,在神经网络研究方面,这一启示就得到了很好的应用^[65-66]。

启示 3. MAS 自组织的关键在于寻找有效的微观机制。

自组织的一般机制是非线性相互租用,但是并非所有的非线性相互作用都能产生自组织。因此,

MAS 自组织的关键在于寻找能够产生自组织的非线性相互作用,即有效的微观机制.这一点已得到广泛认同,并且近几年已成为一个研究热点,每年都要召开多次国际性的专门会议^①.

由于自组织现象在自然系统中普遍存在,并且通过长期研究人们对它们有一定程度的认识.因此,目前 MAS 研究中的自组织微观机制,主要是受社会系统、经济系统和社会系统中的自组织机制的启发而得到的^[67-69].这主要包括 Stigmergy 机制、信息素机制、强化机制、博弈机制、拍卖机制、时疫和流言机制等^[1].

不仅如此,人们在总结归纳这些机制的基础上,还发展出许多 MAS 自组织机制的设计模式^[70-72].这给 MAS 自组织的设计带来了极大方便.

启示 4. 适应是许多具体自组织微观机制的一般框架.

适应这一概念相对来说也是一般化的.适应机制的 3 个基本操作,可以针对不同情况进行具体化.例如前面介绍的进化和强化学习,就是分别在不同的适应情景对适应机制的 3 个基本操作进行具体化的结果.

不仅如此,许多自组织微观机制也可以纳入这一框架之下.例如,Stigmergy 机制中,Agent 的多样性在于,对应于各子任务,其工作状态不同;Stigmergy 中的反馈是工作结果;加强未完成的工作是其倾向性选择.在博弈机制中,Agent 的多样性对应于其策略的多样性;博弈的反馈是其他 Agent 的特征和行动;选择对自己有利的策略.同样,也可以对适应作相应的具体化,以产生其他自组织微观机制.

当然,上面的论述可以看作是在适应机制这一框架下对自组织微观机制所做的解释.但是,从另一角度看,能否从这一框架出发,通过在具体情景中对它进行具体化,从而发现新的自组织微观机制呢?我们认为是可以的,虽然现在还没有找到具体应用,但随着 MAS 的广泛应用和研究的不断深入,肯定能发现比受自然系统启发而得到的还要多的机制.

启示 5. MAS 涌现性分析是许多 MAS 设计达到设计目标的必要步骤.

由于 Agent 具有反应性、预动性、社会行为能力,在无集中控制的情况,MAS 不可避免的产生一些涌现现象.James Odell^[73]很早就指出,在构建一个 MAS 时,应该考虑 MAS 的涌现特征.因此,在进行 MAS 设计时,MAS 的涌现性分析必不可少.

正如前面所说,本文认为 MAS 自组织是自组织微观机制产生的 MAS 的宏观涌现特征.目前,由于自组织微观机制基本都是从自然系统借鉴而来的,其自组织特征可以从自然系统中观察得到,因此在 MAS 自组织设计时常常缺少(也基本上不必进行)涌现性分析.也正是因为这一原因,在缺少涌现性分析的情况下,自组织设计模式能够很好地发挥作用.

但是,MAS 设计中的 MAS 涌现性分析正渐渐被人们所重视.例如 Brueckner 和 Parunak^[74]就对移动自组网的自组织管理 MAS 的涌现性进行了分析.Wolf 等人^[75-76]不仅强调了 MAS 设计中涌现性分析的重要性,而且给出了基于仿真的科学分析方法.Gardelli 等人^[77]也强调了 MAS 涌现性的仿真分析的重要性.

8 结论与展望

面向涌现的 MAS 研究将 MAS 看成一类特殊的复杂系统,并借用复杂性科学研究中的一些基本概念描述、阐述 MAS 涌现性研究中的问题.本文介绍了复杂性科学中的几个基本概念及其量化研究,以深化对这些概念的认识.这些概念包括复杂性(Complexity)、混沌边缘(edge-of-chaos)、自组织(self-organization)、涌现(emergence)、适应(adaptation)和进化(evolution),等等.并在这些理解的基础上,结合这些概念在 MAS 中已有应用,分析阐述了它们对面向涌现的 MAS 研究的启示.

从这些启示中,可以看到信息论在面向涌现的 MAS 研究中的重要地位,随着研究的深入,信息论将会发挥更大的作用,掌握并运用好信息论是 MAS 涌现性研究的前提.

从这些启示中,可以看到处于混沌边缘应是许多 MAS 的设计目标,这为一些 MAS 的设计指明了方向,同时,混沌边缘的量化研究也为达到这一目标提供了理论基础.

从这些启示中,可以看到 MAS 自组织的设计关键在于寻找有效的微观机制,而适应是许多具体自组织微观机制的一般框架.这不仅明确了 MAS 自组织设计的着力点,也为寻找更有效的自组织微观机制提供了方法.

从这些启示中,可以看到 MAS 涌现性分析是

① <http://autonomiccomputing.org/events.php>

许多 MAS 设计达到设计目标的必要步骤. 但是目前这方面的研究还刚刚起步, 在未来的研究中应成为 MAS 涌现性设计的一个重要方面.

参 考 文 献

- [1] Jin Shi-Yao, Huang Hong-Bing, Fan Gao-Jun. Emergence-oriented research on multi-agent systems and its state of arts. *Chinese Journal of Computers*, 2008, 31(6): 881-895 (in Chinese)
(金士尧, 黄红兵, 范高俊. 面向涌现的多 Agent 系统研究及其进展. *计算机学报*, 2008, 31(6): 881-895)
- [2] Bruce Edmonds. Syntactic measures of complexity [Ph. D. dissertation]. University of Manchester, Manchester, UK, 1999
- [3] Prokopenko Mikhail, Boschetti Fabio, Ryan Alex J. An information-theoretic primer on complexity, self-organisation and emergence. *Advances in Complex Systems*,
- [4] Shalizi Cosma Rohilla. Methods and techniques of complex systems science; An overview//Deisboeck Thomas S, Kresh J Yasha eds. *Complex Systems Science in Biomedicine*. New York: Springer, 2006: 33-114
- [5] Shalizi C. Causal architecture, complexity and self-organization in time series and cellular automata [Ph. D. dissertation]. University of Michigan, Ann Arbor, MI, 2001
- [6] Bennett Charles H. Dissipation, information, computational complexity and the definition of organization//David Pines eds. *Emerging Syntheses in Science*. New Mexico: Santa Fe Institute, 1985: 215-234
- [7] Koppel M. Complexity, depth and sophistication. *Complex Systems*, 1987, 1: 1087-1091
- [8] Gács Péter, Tromp John T, Vitanyi Paul M B. Algorithmic statistics. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2001, 47(6): 2443-2463
- [9] Rissanen Jorma. *Stochastic Complexity in Statistical Inquiry*. Singapore: World Scientific, 1989
- [10] Hrabér Peter T, Korber Bette T, Wolinsky Steven, Erlich Henry, Trachtenberg Elizabeth. HLA and HIV infection progression: Application of the minimum description length principle to statistical genetics. Santa Fe Institute, Santa Fe, New Mexico, USA; Technical Report 03-04-23, 2003
- [11] Grassberger Peter. Toward a quantitative theory of self-generated complexity. *International Journal of Theoretical Physics*, 1986, 25: 907-938
- [12] Shannon C E. A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*, 1948, 27: 379-423
- [13] Crutchfield J P, Feldman D P. Regularities unseen, randomness observed: Levels of entropy convergence. *Chaos*, 2003, 13(1): 25-54
- [14] Eyink Gregory L. A variational formulation of optimal non-linear estimation. *Methodology and Computing in Applied Probability*,
- [15] Bialek William, Nemenman Ilya, Tishby Naftali. Predictability, complexity and learning. *Neural Computation*, 2001, 13(11): 2409-2463
- [16] Crutchfield J P, Young K. Inferring statistical complexity. *Physics Review Letters*, 1989, 63(2): 105-108
- [17] Prigogine I, Stengers I. *Order Out of Chaos*. New York: Bantam Books, 1984
([比]普里戈金, [法]斯唐热. 从混沌到有序: 人与自然的新对话. 曾庆宏译. 上海: 上海译文出版社, 2005)
- [18] Holland John H. *Emergence: From Chaos to Order*. Redwood City, California: Addison-Wesley, 1998
([美]约翰·霍兰. 涌现: 从混沌到有序. 陈禹等译. 上海: 上海世纪出版集团, 上海科技教育出版社, 2006)
- [19] Lorenz E N. *The Essence of Chaos*. Washington: University of Washington Press, 1993
([美]洛伦兹 E N. 混沌的本质. 刘式达等译. 北京: 气象出版社, 1997)
- [20] Huang Run-Sheng. *Chaos and Its Applications*. Wuhan: Wuhan University Press, 2000 (in Chinese)
(黄润生. 混沌及其应用. 武汉: 武汉大学出版社, 2000)
- [21] Auyang S Y. *Foundations of Complex-System Theories: In Economics, Evolutionary Biology, and Statistical Physics*. Oxford: Oxford University Press, 1998
([英]欧阳莹之. 复杂系统理论基础. 上海: 上海科技教育出版社, 2002)
- [22] Yan Ze-Xian, Fan Dong-Ping, Zhang Hua-Xia. *An Introduction to Systems Science*. Beijing: People's Publishing House, 2006 (in Chinese)
(颜泽贤, 范冬萍, 张华夏. 系统科学导论——复杂性探索. 北京: 人民出版社, 2006)
- [23] Mitchell M Waldrop. *Complexity: The Emerging Science at the Edge of Order and Chaos*. New York: Simon & Schuster, 1992
([美]米歇尔·沃尔德罗普. 复杂: 诞生于秩序与混沌边缘的科学. 陈玲译. 北京: 三联书店, 1997)
- [24] Langton C G. Computation at the edge of chaos: Phase transitions and emergent computation. *Physica D*, 1990, 42(1-3): 12-37
- [25] de Oliveira P M C. Why do evolutionary systems stick to the edge of chaos. *Theory in Biosciences*, 2001, 120(1): 1-20
- [26] Packard N H. Adaptation toward the edge of chaos//Kelso J A S, Mandell A J, Shlesinger M F eds. *Dynamic Patterns in Complex Systems*. Teaneck, NJ: World Scientific, 1988: 293-301
- [27] Langton C G. Life at the edge of chaos//Langton C G, Taylor C, Farmer J D, Rasmussen S eds. *Artificial Life II*. New York: Addison-Wesley, 1991: 41-91
- [28] Kauffman S. *Origins of Order*. New York: Oxford University Press, 1993
- [29] Wuensche A. Classifying cellular automata automatically: Finding gliders, filtering, and relating space-time patterns, attractor basins, and the z parameter. *Complexity*, 1999, 4(3): 47-66
- [30] Paul Cilliers. *Complexity and Postmodernism: Understanding Complex Systems*. London: Routledge, 1998

- (〔南非〕保罗·西利亚斯. 复杂性和后现代主义. 曾国平译. 上海: 上海世纪出版集团; 上海科技教育出版社, 2006)
- [31] De Wolf T, Holvoet T. Emergence versus self-organization: Different concepts but promising when combined//Brueckner S, Di Marzo Serugendo G, Karageorgos A, Nagpal R eds. *Engineering Self Organizing Systems: Methodologies and Applications*. Berlin: Springer-Verlag, 2005: 1-15
- [32] Nicolis G, Prigogine I. *Self-Organization in Nonequilibrium Systems: From Dissipative Structures to Order through Fluctuations*. New York: John Wiley & Sons, 1977
(尼科利斯 G, 普里戈金 I. 非平衡系统中的自组织. 徐锡申等译. 北京: 科学出版社, 1986)
- [33] Haken H. *Synergetics: An Introduction: Nonequilibrium Phase Transitions and Self-Organization in Physics, Chemistry, and Biology*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 1977
(哈肯 H. 协同学导论. 张纪岳等译. 西安: 西北大学科研处, 1981)
- [34] Kauffman S A. *Investigations*. Oxford: Oxford University Press, 2000
- [35] Bak P, Chen K. Self-organized criticality. *Scientific American*, 1991, 264: 46-53
- [36] Gershenson Carlos, Heylighen Francis. When can we call a system self-organizing? //Banzhaf W, Christaller T, Dittrich P, Kim J T, Ziegler J. *Advances in Artificial Life*. Berlin: Springer-Verlag, 2004: 606-614
- [37] Abbott Russ. Emergence explained: Abstractions: Getting epiphenomena to do real work. *Complexity*, 2006, 12(1): 13-26
- [38] Fromm Jochen. Types and forms of emergence. *ArXiv Nonlinear Sciences e-prints*; nlin/0506028, 2005
- [39] Stephan A. Varieties of emergentism. *Evolution and Cognition*, 1999, 5(1): 49-59
- [40] Ryan A J. Emergence is coupled to scope, not Level. *ArXiv Nonlinear Sciences e-prints*; nlin/0609011, 2006
- [41] Goldstein J. Emergence as a construct: History and issues. *Emergence*, 1999, 1(1): 49-72
- [42] Odell J. Agents and complex systems. *Journal of Object Technology*, 2002, 1(2): 35-45
- [43] Crutchfield J. The calculi of emergence: Computation, dynamics, and induction. *Physica D*, 1994, 75(1-3): 11-54
- [44] Bar-Yam Y. A mathematical theory of strong emergence using multiscale variety. *Complexity*, 2004, 9(6): 15-24
- [45] Bar-Yam Y. Multiscale variety in complex systems. *Complexity*, 2004, 9(4): 37-45
- [46] Raffaelli G, Marsili M. A statistical mechanics model for the emergence of consensus. *Physical Review E*, 2005, 72(1): 016114(7 pages)
- [47] Darwin Charles. *On the Origin of Species*. London: The Electric Book Company, 1998
- [48] Ulanowicz Robert E. The balance between adaptability and adaptation. *Biosystems*, 2002, 64(1-3): 13-22
- [49] Adami C. What is complexity? *Bioessays*, 2002, 24(12): 1085-1094
- [50] Zambonelli F, Omicini A. Challenges and research directions in agent-oriented software engineering. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 2004, 9(3): 253-283
- [51] Zhu Xue-Long. *Fundamentals of Applied Information Theory*. Beijing: Tsinghua University Press, 2001(in Chinese)
(朱雪龙. 应用信息论基础. 北京: 清华大学出版社, 2001)
- [52] Dziubiński Marcin, Rineke Verbrugge, Dunin-Keplicz Barbara. Complexity issues in multiagent logics. *Fundamenta Informaticae*, 2007, 75(1-4): 239-262
- [53] Wooldridge Michael, Dunne Paul E. On the computational complexity of coalitional resource games. *Artificial Intelligence*, 2006, 170(10): 835-871
- [54] Balch Tucher. Hierarchic social entropy: An information theoretic measure of robot group diversity. *Autonomous Robots*, 2000, 8(3): 209-238
- [55] Prokopenko Mikhail, Wang Peter. Evaluating team performance at the edge of chaos//Polani D et al eds. *RoboCup 2003: Robot Soccer World Cup VII*. Berlin: Springer-Verlag, 2004: 89-101
- [56] Van Dyke Parunak H, Brueckner S. Entropy and self-organization in multi-agent systems//*Proceedings of the 5th International Conference on Autonomous Agents*. Montreal, Canada, 2001: 124-130
- [57] Brueckner Sven A, Van Dyke Parunak H. Information-driven phase changes in multi-agent coordination//*Proceedings of the Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS 2003)*. Melbourne, Australia, 2003: 950-951
- [58] Brueckner Sven A, Van Dyke Parunak H. Self-organizing MANET management//Serugendo, Karageorgos, Rana, Zambonelli eds. *Engineering Self-Organizing Applications*. Berlin: Springer-Verlag, 2004: 20-35
- [59] Van Dyke Parunak H, Brueckner Sven A, Matthews Robert, Sauter John. Pheromone learning for self-organizing agents. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetic, Part A*, 2005, 35(3): 316-326
- [60] Lerman Kristina, Galstyan Aram. A general methodology for mathematical analysis of multi-agent systems. *Information Science Institute, University of Southern California: Technology Report 529*, 2001
- [61] Tuyls Karl, Hoen Pieter Jan'T, Vanschoenwinkel Bram. An evolutionary dynamical analysis of multi-agent learning in iterated games. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 2006, 12(1): 115-153
- [62] Prokopenko M, Wang P. Relating the entropy of joint beliefs to multi-agent coordination//Kaminka G, Lima P U, Rojas R eds. *RoboCup 2002: Robot Soccer World Cup VI*. Berlin: Springer-Verlag, 2002: 367-374
- [63] Carroll Tim, Burton Richard M. Organizations and complexity: Searching for the edge of chaos. *Computational & Mathematical Organization Theory*, 2000, 6(4): 319-337
- [64] Wooldridge Michael. *An Introduction to MultiAgent Systems*. Chichester: John Wiley & Sons, 2002
(〔英〕伍尔德里奇. 多 Agent 系统引论. 石纯一, 张伟, 徐晋晖等译. 北京: 电子工业出版社, 2003)
- [65] Hédi Soula, Aravind Alwan, Guillaume Beslon. Learning at the edge of chaos: Temporal coupling of spiking neurons controller for autonomous robotic//*Proceedings of the AAAI Spring Symposium on Development Robotics*. Stanford, CA, 2005

- [66] Legenstein Robert, Maass Wolfgang. Edge of chaos and prediction of computational performance for neural circuit models. *Neural Networks*, 2007, 20(2): 323-334
- [67] Serugendo G D M, Gleizes M P, Karageorgos A. Self-organization and emergence in MAS: An overview. *Informatica*, 2006, 30(1): 45-54
- [68] Mano Jean-Pierre, Bourjot Christine, Lopardo Gabriel, Glize Pierre. Bio-inspired mechanisms for artificial self-organized systems. *Informatica*, 2006, 30(1): 55-62
- [69] Hassas Salima, Di Marzo-Serugendo Giovanna, Karageorgos Anthony, Castelfranchi Cristiano. On self-organizing mechanisms from social, business and economic domains. *Informatica*, 2006, 30(1): 63-71
- [70] De Wolf Tom, Holvoet Tom. Design patterns for decentralised coordination in self-organizing emergent systems//Brueckner S, Hassas S, Jelasity M, Yamins D eds. *Engineering Self-Organizing Systems*. Berlin: Springer-Verlag, 2007: 28-49
- [71] De Wolf T, Holvoet T. A catalogue of decentralised coordination mechanisms for designing self-organizing emergent applications. Department of Computer Science, K. U. Leuven, Belgium: Report CW 458, 2006
- [72] Gardelli Luca, Viroli Mirko, Omicini Andrea. Design patterns for self-organizing multiagent systems//Proceedings of the International Workshop on Engineering Emergence in Decentralized Autonomic Systems (EEDAS 2007), ICAC 2007. Jacksonville, FL, USA, 2007: 61-70
- [73] Odell James. Agents and emergence. *Distributed Computing*, 1998, 10: 45-50
- [74] Brueckner Sven A, Van Dyke Parunak H. Self-organizing MANET management//Serugendo, Karageorgos, Rana, Zambonelli eds. *Engineering Self-Organizing Applications*. Berlin: Springer-Verlag, 2004: 20-35
- [75] De Wolf Tom, Holvoet Tom. Towards a methodology for engineering self-organizing emergent systems//Proceedings of the International Conference on Self-Organization and Adaptation of Multi-agent and Grid Systems (SOAS 2005). Glasgow, Scotland, UK, 2005: 18-34
- [76] De Wolf Tom, Holvoet Tom, Samaey Giovanni. Engineering self-organizing emergent systems with simulation-based scientific analysis//Brueckner S, Di Marzo Serugendo G, Hales D, Zambonelli F eds. *Proceedings of the 3rd International Workshop on Engineering Self-Organizing Applications*. Utrecht, The Netherlands: Universiteit Utrecht, 2005: 146-160
- [77] Gardelli Luca, Viroli Mirko, Omicini Andrea. On the role of simulation in the engineering of self-organizing systems; Detecting abnormal behaviour in MAS//Proceedings of the Workshop on Objects and Agents (WOA'05). Camerino, MC, Italy, 2005: 85-90



JIN Shi-Yao, born in 1937, professor, Ph. D. supervisor. His current research interests include systems modeling and simulation, multi-agent systems, distributed computing, and virtual realization.

HUANG Hong-Bing, born in 1977, Ph. D. candidate. His current research interests include multi-agent systems, complex systems modeling and simulation.

REN Chuan-Jun, born in 1982, Ph. D. candidate. His current research interests include multi-agent systems, complex systems modeling and simulation.

Background

In a lot of applications, MASs are identified as particular complex systems. So, in the area of MAS, more and more attentions are paid to the phenomenon of emergence which is intrinsic in complex systems. And emergence-oriented research on MASs becomes a new direction in the area of MAS. Emergence-oriented researches focus on the emergent characteristics of MASs and the mechanisms of emergence which correlate the macro- and micro-level characteristics. The final goal of these researches is to develop a set of methods for engineering emergence in MASs.

In order to characterize MASs or specify some issues in MASs at macro level, several notions in the science of complexity should be used in emergence-oriented researches. These notions include complexity, edge-of-chaos, self-organization, emergence, adaptation and evolution, etc. This paper

firstly gives an overview of these several notions and their quantifications, trying to catch a deeper understanding of them. Then, with some applications of these notions and their quantifications in MASs, some inspirations of them for emergence-oriented researches are illustrated. Hoping this overview and the inspirations can further the emergence-oriented researches on MAS.

Authors have done research on MAS and complex systems, especially on MAS-based modeling and simulation of CASs, for many years. By these studies, they have a deep understanding of emergence in complex systems. Recently, they apply their research result to emergence-oriented research on MASs. A remarkable tool, namely JCass, have facilitated their research, which is a distributed platform for agent-based simulations developed by themselves.