

# 生物世界的自组织现象与可能的机理

李衍达

清华大学自动化系 / 生物信息学教育部重点实验室, 北京, 100084

在生物系统中,经常可以观察到自组织现象,系统的一些参数表现出与尺度无关的特性。例如,代谢网络,物种间协同进化过程,以及 Internet 中的 BBS ID-networks 都可以观察到类似情况。这种与尺度无关特性出现的机理,可能在于在演化进程中,其变异(或联结)具有倾向于聚集中心的偏好性,也就是说,引起演化的变异不是纯随机的,而是趋向聚集中心的变异概率更大。由 Barabási 与 Albert 提出的 BA 模型,其机理为“线性偏好联结”特性。若网络中某顶点其最近邻的顶点数称为“度”,假定有  $k$  个最近邻顶点,若一个新的顶点加入该网络,那么,新顶点连接到具有“ $k$ ”度的顶点的概率正比与  $k+k_0$ ,  $k_0$  为一个常数。由此可知,越具有聚集性的顶点与新加入的顶点连接的概率就越大。进一步,由 BA 模型可以观察到其聚集系数与尺度无关的特性。对广义的 BA 模型,我们通过仿真还可以看到其“度”与“聚集度”的概率均出现与尺度无关特性,而且这两者的尺度特性之间存在某种关系。

另外,从物种间协同进化过程,也可以看到地球上生态系统与复杂系统的联系。我们曾构建生态系统协进化模型(MCEM: Model of Coevolution of Ecosystem based on Markov Chain)仿真结果表明,生态系统也出现雪崩进化效应,物种间的相互依赖关系能够加速生态系统的进化过程。利用 MCEM 模型可以模拟生态系统的进化幕,即各个生态系统的进化阶段,仿真结果与实际情况是一致的。

为什么生物系统采取倾向于聚集中心的偏好性呢?我们在进化计算模型中改变原来的基因随机变异的策略,改为向聚集方向以更大概率变异的“定向变异”策略。结果发现,将定向变异与随机变异相结合或利用定向变异,都能大大加快优化的进程,在各种情况下,其优化结果均优于随机变异。

由于生物系统是一个复杂系统,复杂系统在其演化过程中,并不是按照已有的模式,也不是按照最优方式演化;而是具有一定的偶然性,按照临近偏好方式,逐渐形成某一趋势。因此,复杂系统的演化也不是无序的,但对其中新演化的部分,还难以预测。这个过程有点像美国司法系统的案例引用,所以,对于系统中新形成的部分可以采用案例分析法进行分析。其演变方式可看为是案例和偏好的结合,而其分析方法可以通过案例和偏好得到其统计特性,再进行建模和预测。复杂系统的演化结果使得生物系统既有鲁棒性、代偿性、适应性,又有脆弱性。复杂系统的多通道部分具有鲁棒性和代偿性,但如果其关键结点受到攻击,则系统可能崩溃,而导致脆弱性。

综上所述,生物系统在演化过程中采用了向聚集中心变异的偏好性,这使得生物能更快、更好的产生对环境的适应性,因而,生物就采用了这样的策略从而使其更适于生存——这是自然选择的结果。这种有偏好的变异使得生物系统的演化具有一定的特点,即演化既不是按已有的模式,也不是按最优方式,因此,其演化是不可预测的,但在其形成模式后,又具有统计特性。因此,在分析方法上,可以对已形成的模式使用统计学习方法,而对刚出现的部分使用案例推理法。这种演化结果产生的生物系统具有了适应性、鲁棒性、代偿性,但同时又具有脆弱性。

# 人工智能研究的新方向——网络化智能\*

李德毅胡钢锋

(武汉大学软件工程国家重点实验室武汉 430072)

e-mail: ziqinli@pubilc.bta.cn

摘要：50年人工智能发展的历程表明，无论是符号主义方法、行为主义方法，还是联结主义方法，更多地聚焦在对人类知识和智能的确定性模拟上，侧重于从宏观上弄清楚结构和功能的关系，一而再、再而三地从微观上弄清楚组成成分或要素的性质，而后依靠层次结构对整体智能进行还原。本文提出网络化智能研究的新方向，在当今的网络时代，尤其是复杂网络数学研究的重大突破，发现现实世界中的许多网络，广泛存在具有“小世界”特性、无尺度特性、自相似性、高集聚性、以及鲁棒性和脆弱性并存等本质特征，要把组成成分或要素之间的关系抽象成网络拓扑，放在一个带有不确定性、生长性、偏好依附性、自相似性以及外界交互的大框架下进行研究，利用拓扑熵研究典型网络拓扑之间的转化关系，利用云模型研究它的产生、演化和自组织行为，利用物理学方法研究复杂网络的动力学行为。从还原论方法走向整体论方法，从构成论方法走向生成论方法，从公理论方法走向模型论方法。本文还用云分形和动力学方法对网络的演化和行为进行计算机模拟，结果表明，这样生成的复杂网络能够表示具有上述性质的现实中的复杂网络，以及典型网络拓扑之间的转化。挖掘现实复杂网络中不确定性中的规律性，无序中的有序性，竞争中的协同性，都将展现出网络化智能研究的诱人前景。

关键词：网络化智能网络拓扑小世界无尺度云分形演化网络动力学

## A New Direction of AI Study: Networked Intelligence

Deyi Li Gangfeng Hu

(The State Key Laboratory of Software Engineering, Wuhan University, Wuhan, China, 430072)

Email: ziqinli@pubilc.bta.cn

**Abstract:** The 50-year history of Artificial Intelligence indicates that the work of symbolisms, actionisms and connectionisms concentrates more on the simulation of certainty on knowledge and intelligence of human beings, and pay more attention to explore the relationship between structure and function with a macroscopic view, once and again, study the property of composition and ingredients with a microscopic view, and then restore the whole intelligence using the hierarchical structure. In this paper, a new direction of AI study, networked intelligence, is proposed. In the network age, with the break through of mathematics theory on complex networks, the latest research has proved that most real networks have the same features characterized by small-world effect, scale-free property, self-similarity, high clustering and robustness/fragility topologically. We carry out our research under the environments of uncertainty, growth, preferential attachment, self similarity and interaction with outside systems, and we study the transformation between the typical network topologies with topology entropy, investigate the behavior of generation, evolution and self-organization of networks based on cloud model, and study the dynamics of complex networks by means of physics. Also we discuss the simulation of evolution mechanism of networks following cloud-model-based fractal and its dynamics, which results in agreement with our empirical observations for the real world network features mentioned above. Further more, how to discover the specific order from disorder, certainty from uncertainty, and cooperation from competition among the real world complex networks is a crucial task, it presents an inspiring perspective of networked intelligence.

\*基金项目：国家自然科学基金资助项目（60375016和60496323）

**Keywords:** networked intelligence, network topology, small world, scale-free, cloud-based  
fractal, evolution, dynamics of network

## 1. 人工智能 50 年

1956 年的达特茅斯会议，是人工智能诞生的标志性会议。与会者有数学家、逻辑学家、认知学家、心理学家、神经生理学家、计算机科学家。会上第一次使用了“人工智能”这一术语。从此，人工智能学科得到了大发展，至今已经 50 年。人工智能研究人类智能活动的规律，构造具有一定智能的人工系统，研究如何让计算机去完成以往需要人的智力才能胜任的工作，也就是研究如何应用机器来模拟人类某些智能行为的基本理论、方法和技术。

50 年来，围绕人工智能的基础理论和方法，出现了多个学派。人工智能的主要理论和方法归纳为符号主义方法、行为主义方法和联结主义方法。

### 1.1 符号主义方法

符号主义方法以物理符号系统假设和有限合理性原理为基础，认为认知是一种符号处理的过程，人类思维过程也可用某种符号来描述，思维就是计算，认知就是计算。

1976 年，西蒙和纽厄尔提出了物理符号系统假设，认为物理符号系统是表现智能行为必要和充分的条件，用数学方法研究智能，寻找智能结构的形式、模型和公式，使智能可以像数学符号和公式一样具有系统化、形式化的特点。[1]。一个完整的符号系统具有下列 6 种基本功能：输入符号，输出符号，存储符号，复制符号，建立符号结构，条件性迁移。

符号主义方法，集中体现在谓词演算和归结原理上。著名的 LISP 语言成为人工智能界第一个最广泛流行的、函数式的符号处理语言。另一种著名的逻辑程序设计语言 PROLOG 是一个描述性语言，用户侧重于对要求解的问题的描述，其实质就是一个演绎推理机，在自然语言理解、机器定理证明、专家系统等方面成为最强有力的通用开发工具，受到了全世界的极大关注。专家系统是一个具有大量专门知识与经验的程序系统，可以不断地扩充知识，应用领域十分广泛。

### 1.2 行为主义方法

行为主义方法主要是模拟人在控制过程中的智能行为和作用，如自寻优、自适应、自校正、自镇定、自组织和自学习等，研制所谓的“控制论动物”。到 80 年代诞生了智能控制系统和智能机器人，使行为主义方法在人工智能研究中掀起高潮。机器人学作为人工智能的一个分支，涵盖了从机器人感知，包括触觉、力觉、听觉，尤其是机器人视觉，到体系结构、机器人语言、机器人装配，控制机构、实现机器人目标的动作序列的规划方法等各个方面，控制是其中极为重要的内容。[1, 2]。

1967 年 里昂德和孟德尔首次引入“智能控制”一词。70 年代 傅京逊、格洛里(Gloriso)和萨里迪斯等人提出了智能控制就是人工智能与控制论的交叉学科，并创立了人一机交互式分级递阶智能控制的系统结构。80 年代，随着微处理器及嵌入式系统的发展，为智能控制器的开发提供了条件。人工智能中关于知识表达、推理技术及专家系统的设计与建造方面的技术进展也为智能控制系统的研究提供了新的途径。

### 1.3 联接主义方法

80 年代以后，人工智能学界发生了一场人工神经网络的“革命”，使得联结主义方法对符号主义方法产生了很大冲击。区别于符号主义的物理符号系统假设，联结主义认为人类的认知活动主要基于大脑神经元的活动。如果说行为主义侧重研究感知和行动之间的关系

话，联结主义方法则以人工神经网络和进化计算为核心 [3]。

早在 1943 年，由生理学家麦卡兰德和数学家皮茨创立了脑模型，从神经元开始研究神经网络模型和脑模型，开创了用电子装置模仿人脑及其功能的新途径，成为人工智能的又一发展方向。

在神经网络中，知识是由网络的各个单元之间的相互作用的加权参数值来表征的，这些加权参数可以是连续的。网络的学习规则决定于以这些连续参数为数值的变量的活动值方程，人工神经网络向仿生学方向迈出了一大步，从微观上接近了人脑的神经元构成。其主要技术特征表现在三个方面 [3]：分布式的信息存储和大规模的并行处理、良好的自适应和自组织性、很强的学习功能和容错功能。

联结主义方法中另一个典型结构是反向传播 (Back-propagation, BP) 模型。反向传播模型属于误差修正型学习，由输入的正向传播和误差的反向传播两部分组成。最近几年来，反向传播神经网络模型在模式分类、模糊控制、残缺信息恢复、函数逼近等方面得到了成功应用。

不管以上三种方法的研究策略和技术特征有什么不同，它们所研究的人工智能问题，都还是人类智能中的一个狭小的范畴。从生命科学、脑科学、认知科学、语言学、哲学、数学、心理学等更广泛的角度看人的智能，尤其是不确定性智能和体现整体智能的网络拓扑还没有很好的触及。

## 2. 网络化智能的兴起

人类进入网络时代，现实世界中的复杂网络无处不在，从因特网到万维网，从航空路线图到大型电力网络，从超大规模集成电路到人际关系网，从细胞神经网络到传染病传播过程等等，网络还可以用来描述人与人之间的社会关系，物种之间的捕食关系，词与词之间的语义联系，科研文章之间的引用关系，以及科学家之间的合作关系，甚至产品的生产与被生产关系等众多现实世界中的现象，人们对各种网络的依赖程度日益增加，凸现了一个广受关注的问题：这些物理意义迥然不同的网络，在拓扑结构上有没有什么共同的特征和规律？是否体现出生物界网络的进化以及整体的智能行为？能否用网络拓扑的方法表现人类的智能行为？

### 2.1 复杂网络数学研究的重大发现

在 Erdos 和 Renyi 的 ER 随机图理论统治复杂网络 40 多年之后，1998 年 Watts 和 Strogatz 在《Nature》上发表论文，发现许多具有泊松分布的复杂网络具有“小世界”特性。1999 年 Barabási 和 Albert 又在《Science》上发表论文，发现许多现实复杂网络节点的度分布具有幂律分布形式，是无尺（标）度网络。这些重大发现从根本上改变了人们对复杂网络的认识，形成了复杂网络研究的热潮。 [5, 6]

在刻画复杂网络不确定性时，主要使用了三个参数，即“度分布”、“集聚系数”和“网络直径”。通过它们可以从整体上揭示网络不确定性中的规律性。生活中许多的现实网络，同时拥有较大的集聚程度和较小的平均距离，称之为“小世界”效应，其节点的度分布呈指数形式。还有许多复杂网络，其节点的度分布具有幂律分布形式。Barabási 和 Albert 提出的无尺度网络模型中，有两个关键因素在起主要作用，一是节点的生长性，节点数从少到多，不断生长扩大；二是偏好依附性，即新增节点偏向与度分布较大的已有节点连接。这样的网络具有集聚性，以及鲁棒性和脆弱性并存等特点。

## 2.2 网络拓扑知识表示

网络拓扑作为知识表示来研究，还是一个新课题。

传统意义的网络智能，一般基于以计算机为核心的网络，研究解决其中的各项问题，如网络中的路由算法、搜索引擎、分布式计算等，在方法上更多的是使用人工智能的理论、方法和技术成果去研究，这就是人们常说的网络智能。

而网络化智能研究，是把网络拓扑作为知识表示的整体形态，把拓扑知识抽象为节点和边，用度分布、集聚系数和网络直径等参数表示知识的属性，研究网络的演化过程和网络的动力学行为，发现不确定性中的规律性。

节点和边仅仅是把知识和智能问题映射到复杂网络拓扑的第一步，网络拓扑知识表示的核心问题是对拓扑中节点和边的属性进行研究，这是和复杂网络数学研究的不同之处。

首先分析节点属性。现实世界中的复杂网络，如：交通网络中的城市人口规模，通信网络中节点的吞吐量，万维网中网站的点击率，人际关系网络中的个人威望以及个人价值，病毒传播网络中感染病毒的种类等等，不妨用节点的质量、介数等属性来表示。其次分析边的属性。如：从人际关系网络中人与人之间的亲情关系，和同事关系、邻居关系、朋友关系、合作关系都是不同的，不妨用边的带宽、介数等属性来表示。节点的生长和消亡，也会反映为复杂网络在拓扑结构上的规模，还可以反映网络在新陈代谢动态过程中的自愈或灾变的影响。

为使复杂网络拓扑具有更强的知识表示能力，不妨把复杂网络拓扑的基本要素从节点、边两个要素扩展到节点、边、节点属性、边的属性、以及网络生长与消亡等五个要素，并把人类对客观世界的认知，映射到人类对自身的认知上来，成为网络化智能研究的重要内容。网络化智能研究成为不确定性人工智能、复杂网络和认知物理学的交叉学科。

## 2.3 用网络拓扑熵反映典型网络拓扑之间的转化

由不确定性人工智能可知，熵是不确定性的度量，因此，网络拓扑的不确定性可以用拓扑熵表示。

度分布反映了网络中边的分布的不确定性。度分布越均匀，越接近纯随机网络，网络拓扑熵越大；对于具有小世界特性的网络，服从泊松分布并具有集聚性，拓扑熵较大；具有无尺度特性的网络，服从幂率分布并具有高集聚性，拓扑熵较小；星型网络服从二值分布，具有最高集聚性，拓扑熵最小。图 2.1 给出了用拓扑熵反映典型网络拓扑之间相对无序和相对有序之间的转化，反映了从规则图、随机图、小世界特性网络到无尺度网络，以及简单的星型网络，这些典型网络在度分布上呈现出由平均到不平均、由民主到集中的变化趋势。

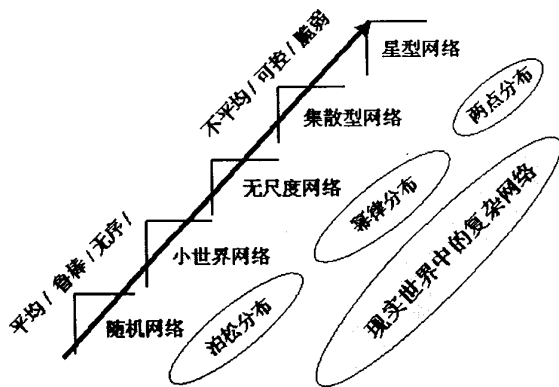


图 2.1 网络拓扑熵随典型结构变化而变化

### 3. 网络拓扑的演化和网络行为的模拟

#### 3.1 用分形方法模拟网络拓扑的演化

通过计算机算法模拟生成现实世界的复杂网络拓扑，是复杂网络知识表示的前提和基础。Barabási 和 Albert 提出的无尺度网络模型（简称 BA 模型）中，给出了无尺度网络的一种演化机制，证明了节点增长和偏好依附，是产生符合幂律分布的无尺度网络的一个充分条件。但是，节点的增长过程具有哪些模式呢？是一个一个地增长，还是按区域批次增长？换言之，现实世界中大量存在的无尺度网络是否还具有其它方式的演化机理？其次，BA 模型主要反映了无尺度网络中节点度数的幂律分布特征，却无法刻画出网络的层次聚集结构特征。基于这种考虑，我们研究了基于地域偏好、基于人口分布偏好、基于典型网络合成以及基于新陈代谢等多种演化机制模型 [7]。本文介绍基于分形的复杂网络演化，并用计算机进行了模拟。

基于分形的复杂网络生成算法描述如下：如图 3.1 所示，图 (A) 是一个单独的节点，把 (A) 做 3 个拷贝，所有新节点都连到旧节点，新节点之间也互相连接，得到 (B)。把 (B) 做 3 个拷贝，所有新结构的边缘（peripheral）节点都连到旧结构的中心点，每个新结构的中心点互相连接得到 (C)。类似的，把 (C) 做 3 个拷贝，所有新结构的边缘节点都连到旧结构的中心点，每个新结构的中心点互相连接，得到迭代三次的图形 (D)，如此迭代下去，可生成更为复杂的网络。

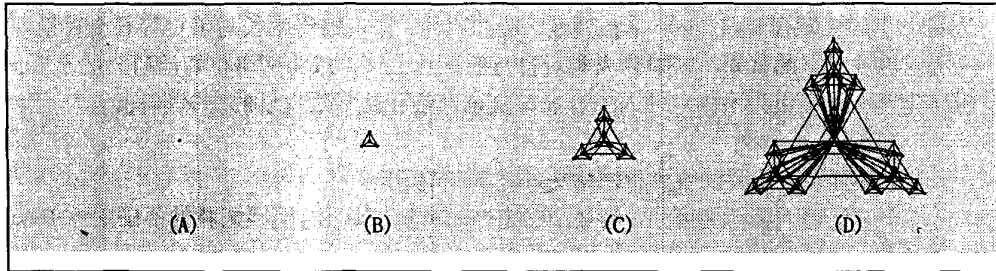
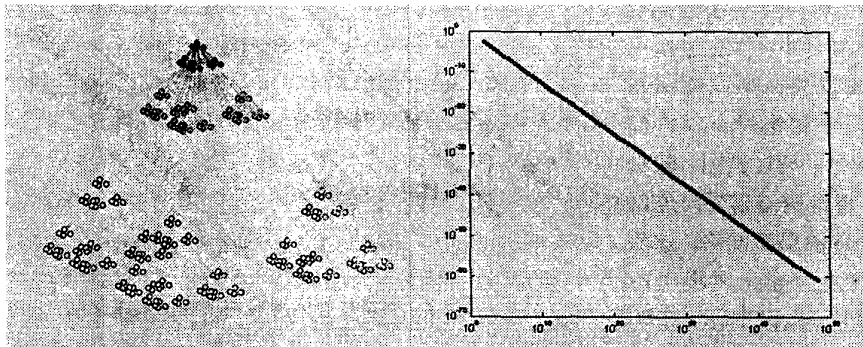


图 3.1 基于分形的复杂网络生成过程

迭代次数可不断增加，图 3.2(A) 给出了迭代四次后的网络连接图，为观看方便，用三维方式显示出来。图 3.2 (B) 给出了迭代 100 次后的网络节点的度分布双对数坐标图，从图中可以看出，生成的复杂网络服从幂律分布。



(A) 迭代 4 次的连接图

(B) 迭代 100 次的度分布

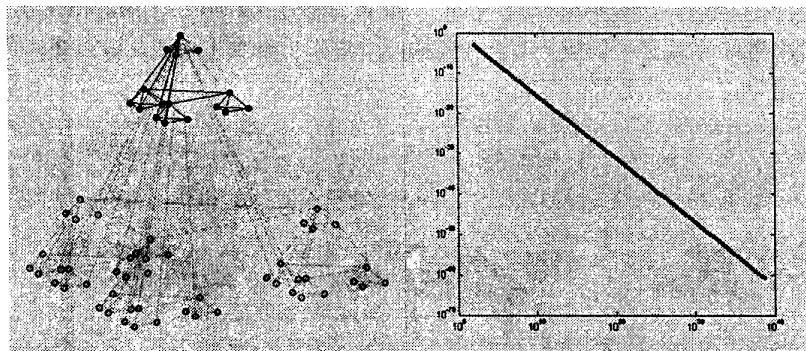
图 3.2 基于分形的复杂网络生成

现实世界中，复杂网络的增长常常带有很多的确定性，因此，我们在网络的生成算法

中引入云模型 [7].

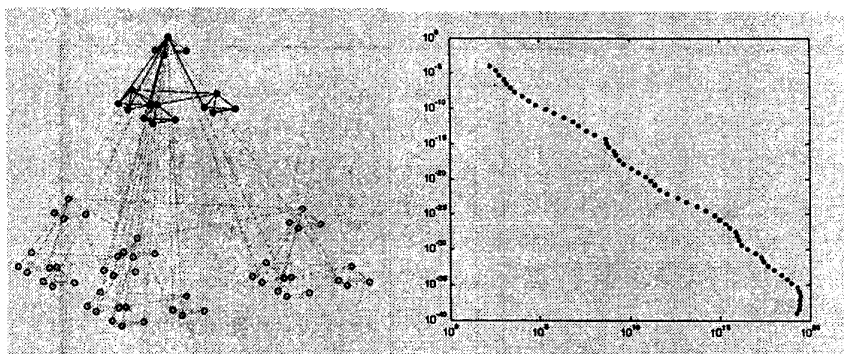
首先, 令所有新拷贝的外围节点并不一定和旧拷贝的中心点相连, 而是以一个固定的概率  $p$  进行连接, 相应的计算出连接图和节点的度分布, 如图 3.3 所示, 节点的度分布仍然满足幂律分布, 只是幂指数更大。

更进一步的, 令所有新拷贝的外围节点并不一定和旧拷贝的中心点相连, 而是以一个变化的概率进行连接, 这个变化的概率通过云模型 (期望值、熵、超熵) 来控制, 随机生成的一次网络拓扑就相当于云模型中的一个云滴。图 3.4 (A) 给出了迭代 3 次、期望概率为 0.5, 熵为 0.25, 超熵为 0.05 的一次随机网络拓扑, 图 3.4 (B) 给出了迭代 100 次、期望概率为 0.8, 熵为 0.4, 超熵为 0.04 的网络节点度分布的双对数坐标曲线, 可以看出, 仍能满足幂律分布规律。



(A) 迭代 3 次, 概率为 0.5 的连接图 (B) 迭代 100 次, 概率为 0.8 的度分布

图 3.3 以固定概率控制分形过程中边的连接



(A) 迭代 3 次的云分形网络拓扑 (B) 迭代 100 次的云分形网络拓扑中的度分布

图 3.4 基于云分形的复杂网络演化

以上算法展示了一个基于云分形演化的复杂网络的生成过程, 它不仅得到一个具有无尺度特征的复杂网络, 而且较好的反应了网络生长过程中拓扑的层次性, 以及在演化过程中表现出的不确定性。需要指出的是, 原始的种子不一定是四节点正则图, 也可以是其它结构。但这种精细结构的自相似性在生长过程中得以保持。这样一来, 就可以用计算机的方法模拟复杂网络的演化过程, 而不是一而再, 再而三地分级微观结构去研究系统的整体性能, 这样一种生成论方法对于模拟现实复杂网络具有方法学的意义。

### 3.2 用物理学方法模拟网络动力学行为

网络拓扑中各个节点, 可以代表各种各样丰富的物理实体, 也可以代表人类思维过程中

的基本单元。著名物理学家泡利认为：“精神现象和物理现象服从相同的规律”。如果把关于物质的科学用于大脑思维现象的研究，不妨称之为认知物理学。

这样一来，可以把网络中节点的属性用物理学中的粒子性来表征，把节点间的边形成的拓扑用物理学中的波动性来表征，研究网络上的动力学行为。为此，引入物理学的简谐振子来模拟网络上的动力学行为。假设网络中的每个节点对象可以看成是一个简谐振子，初始情况下，每个节点都以不同的振幅、相位和频率在作简谐振动。引入物理学中的波动传播规律，描述通过网络相互连接的对象之间交互作用的行为。单点波在传播过程中，其相位在不断的改变，能量在不断的衰减，减少的能量被其它的质点所吸收，当各质点的能量达到平衡时，网络也达到一个相对稳定的状态。

首先，我们模拟单点波的传播情况。如图 3.5(A)所示，假设四个节点连成一条直线（从左到右依次是 1, 2, 3, 4），初始的时候只有最左边的点拥有能量，它会把能量逐步传播到其它节点（如 B 所示）最后达到平衡（如 C 所示）。能量传播规律和振动传播规律如 D, E 所示，节点 1 的能量逐步衰减到平均值，节点 2-4 的能量逐步上升到平均值，节点 2 比节点 4 更接近节点 1，因此它上升得更快。

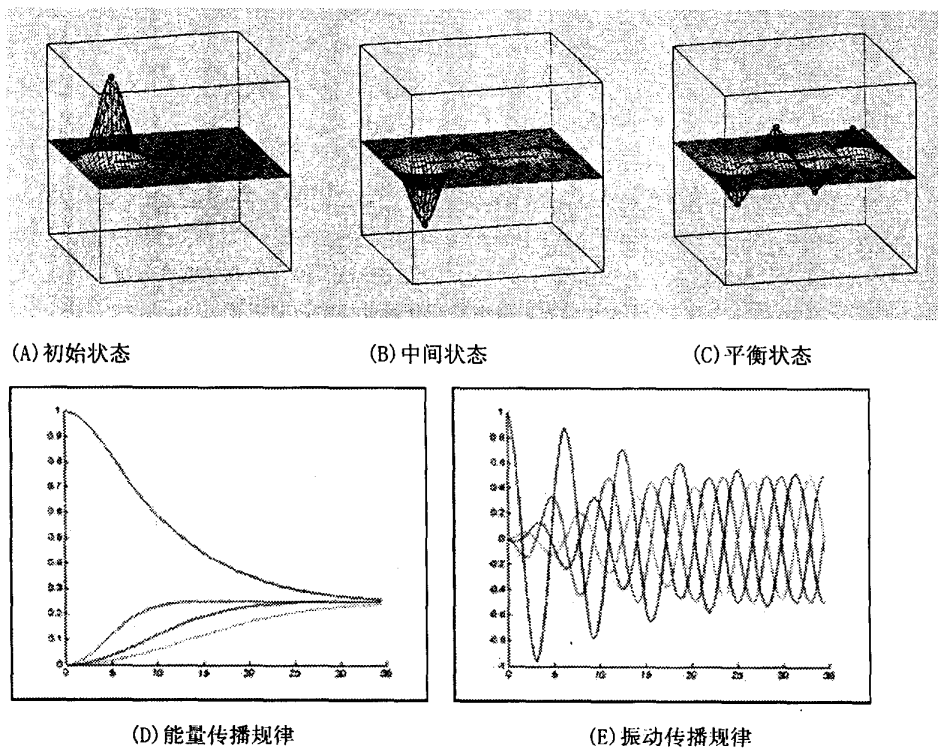
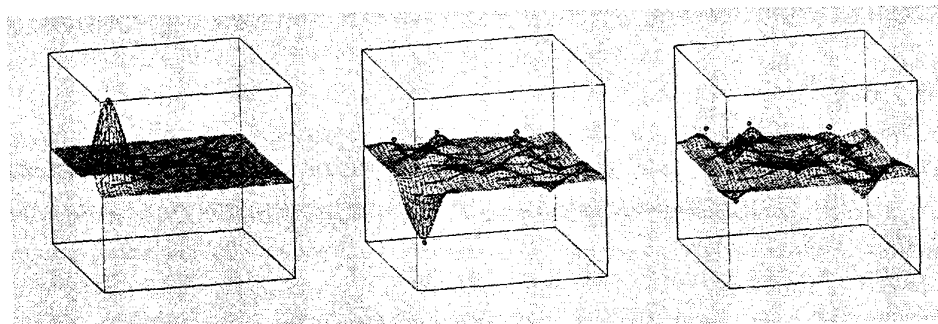


图 3.5 单个节点的振动及其传播

多个波的传播是相互独立的，不同的波传播到同一个节点上，会根据相位的不同进行增强或者抵消。以 16 个节点组成的网络拓扑为例，来模拟网络的行为。如图 3.6(A) 所示，初始时一个边缘节点拥有振动主能量，振动波会缓慢地沿着单链路传播，但一旦波到达了度分布较大的节点，能量会沿着多条链路传开，同步速度会明显增快。从结果 (C) 可以看到，一个边缘节点，经过足够长的时间，也能对整个网络造成振荡。

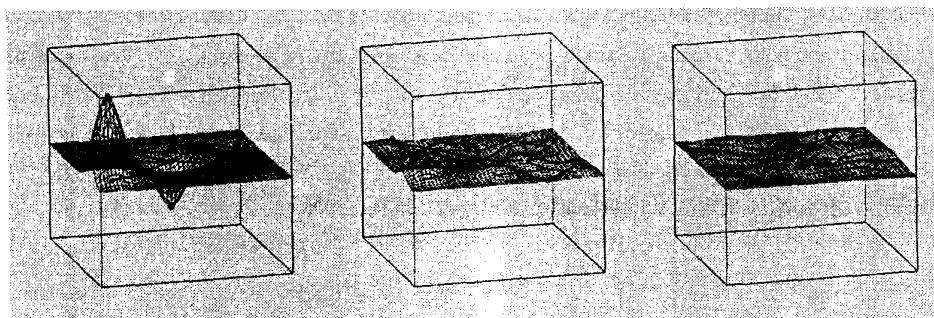


(A) 初始状态 (B) 中间状态 (C) 平衡状态

图 3.6 边缘节点振荡对全网的影响

但如果初始时度分布较大的中心节点拥有与边缘节点相位相反的振动能量，如图 3.7 所示，就能把边缘节点的振荡有效地截止在相应的链路上，使得整个网络受影响较小。

以上仅仅是一个引入物理学方法研究网络动力学行为的一个示例。它可以形象的反映出复杂网络在受到扰动时网络的传播特性，还可以用来研究网络的渗流、相变等特性，以及网络安全和网络对抗。



(A) 初始状态 (B) 中间状态 (C) 平衡状态

图 3.7 中心节点有反相位能量时，边缘节点振荡对全网的影响

#### 4. 网络化智能研究展望

50 年人工智能发展的历程表明，无论是符号主义方法、行为主义方法，还是联结主义方法，更多地聚焦在对人类知识和智能的确定性模拟上，侧重于从宏观上弄清楚结构和功能的关系，一而再、再而三地从微观上弄清楚组成成分或要素的性质，而后依靠层次论对整体智能进行还原。

本文提出网络化智能研究的新方向，在当今的网络时代，尤其是复杂网络数学研究的重大突破，发现现实世界中的许多网络，广泛存在具有“小世界”特性”、无尺度特性、自相似性、高积聚性、以及鲁棒性和脆弱性并存等本质特征，要把组成成分或要素之间的关系抽象成网络拓扑，放在一个带有不确定性、生长性、偏好依附性，自相似性以及外界交互的大框架下进行研究，研究它的产生、演化和自组织行为，研究复杂网络的动力学行为。从还原论方法走向整体论方法，从构成论方法走向生成论方法，从公理论方法走向模型论方法。

本文还用云分形和动力学方法对网络的演化和行为进行计算机模拟，结果表明，这样生成的复杂网络能够表示具有上述性质的现实中的复杂网络，以及典型网络拓扑之间的转化。

网络化智能研究为各种各样的网络中的智能开发活动提供了新的工具，从智能路由器的设计到智能搜索引擎算法，从智能交通到网络数据挖掘等，挖掘现实复杂网络拓扑中不确定

性的规律性，无序中的有序性，竞争中的协同性，都将展现出网络化智能研究的诱人前景。

## 5. 致谢

作者衷心感谢国家自然科学基金对本课题的支持，也感谢参与本课题研究和讨论的陈桂生博士、田密硕十、韩明畅硕十和操宝华硕十等，他们的努力使研究小组的工作充满乐趣和富有成效。

## 参考文献

- [1] Newell A., Simon H A. Computer Science as Empirical Inquiry: Symbols and search. Commun. Assoc. Comput. Machinery 19:111-26. 1976
- [2] Rumelhart David E., Hinton Geoffrey E. and Williams Ronald J. Learning internal representations by backpropagating errors. Nature, 1986, 323(99):533-536
- [3] Miller W T et al. Neural Network for Control. MIT Press, 1990
- [4] Werbos P.J. Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences. PhD thesis, Harvard University, Cambridge, MA, 1974
- [5] R. Albert and A-L. Barabási. Statistical mechanics of complex networks[J]. Review of Modern Physics, 2002, 74:47-91
- [6] R. F. i Cancho and R. V. Sole. The small-world of human language. Proc. R. Soc. London, Ser. B, 2001, 268(1482): 2261-2265
- [7] 李德毅, 杜益著. 不确定性人工智能北京: 国防工业出版社, 2005

# 智能制造：回顾与展望\*

熊有伦 孙容磊 李斌 吴波

华中科技大学机械学院武汉 430074

制造技术的发展经历了手工制作、机械化生产、自动化生产、以及现在的柔性自动化、计算机集成化制造、敏捷制造、可重构制造和智能制造等，制造涉及的主要学科领域有力学、统计理论、管理科学、控制论、信息论以及人工智能等。

据有关资料统计，从 1870 年到 1980 年间，制造过程的效率提高了 20 倍，而生产管理效率仅提高了 1.8-2.2 倍，产品设计效率仅提高了 1.2 倍。自动化装备极大提高了生产效率，但对涉及人类智能的生产活动如管理、设计等所提供的帮助相对较小。

20 世纪末到 21 世纪初，信息技术的高速发展和信息产品的广泛普及与应用，促使人类社会经济类型正经历着从传统工业经济向数字经济时代的转变，知识正逐步成为生产力中最活跃、最重要的要素之一，是提高企业创新能力、增强企业竞争力的核心要素。现代企业间的竞争正逐步从设备、资本的竞争转移到对知识的竞争。知识的获取、创新和应用使企业在竞争中不断发展，并创造巨大财富，同时，知识是一种可持续发展资源，知识的不断积累、融合、创新及其再投入是企业可持续发展的关键。

以计算机为代表的信息技术，正改变人类社会的生产方式，区域经济正逐步向全球经济转变。以能量驱动为主的传统制造业正逐步过渡到以信息驱动为主现代制造业。现代制造中，信息处理问题日益突出，并发展成为制约生产力的主要因素，迫切需要研究制造信息的自动化处理理论与技术。在多变市场需求和计算机等高新技术的驱动下，制造业正向多品种、变批量、柔性化、可重构、数字化、智能化方向发展。21 世纪，基于信息和知识的产品设计、制造和生产管理将成为知识经济和信息社会的重要组成部分，是制造科学和技术最重要和最基本的特征之一，智能制造正是在这一背景下提出并得到学术界和工业界的广泛关注。

P.K.Wright 和 D.A.Bourne 在 1988 年出版了《智能制造》一书，首次提出了智能制造的概念，并指出智能制造的目的是通过集成知识工程、制造软件系统、机器人视觉和机器控制对制造技工的技能和专家知识进行建模，以使智能机器在没有人工干预的情况下进行小批量生产。智能制造技术是指在制造系统生产与管理的各个环节中，以计算机为工具，并借助人工智能技术来模拟专家智能（分析、判断、推理、构思、决策等）的各种制造和管理技术的总称。

目前智能制造技术已渗透到制造过程的各个环节，通过模拟人类技工和专家的智能活动，对制造信息进行分析、判断，并完成推理和决策，取代或延伸了制造过程中人的部分脑力劳动。智能制造首次在实际制造系统中提出了以取代人的部分脑力劳动作为目标，强调整个企业生产经营过程大范围的自组织能力、信息和制造智能的集成共享，强调智能型的集成自动化。因此，未来工业生产的基本特征应该是知识密集型，制造自动化的根本是决策自动化。智能制造技术的主要特征是，它具有相当于专家在制造过程中的智能功能与作用，它可用于来进行智能控制、智能诊断、智能设计、智能管理、智能规划和智能调度等工作。

智能制造的本质是应用人工智能理论和技术解决制造中的问题，因此，智能制造的支撑理论是制造知识和技能的表示、获取、推理。知识是人类对客观事物属性和运动规律的认识，根据这种认识，人类不仅可以对客观事物的产生、发展以至结果进行预测，而且还可以采取

\*国家自然科学基金（50335020，50275057，50390064）和 973（2003CB716207）项目资助

相应的措施控制、协调事物的运动过程，以达到对人类有利的预期结果。制造过程中存在着大量的经验、技能（know-how）和知识，如何挖掘、保存、传递、利用企业长期积累下来的经验、技能和知识资源，是现代企业急需解决的问题。传统制造过程中，许多精确和复杂的制造操作仍须由有经验的技术工人来执行。在制造技能方面，传统的师傅一徒弟传递方式需要两者之间长时间的交流，存在所谓“只可意会不能言传”的问题。在制造信息已广泛应用于制造各过程的今天，研究制造经验、技能和知识的形式化和数字化，特别是制造中设计人员、工艺人员和技术工人的经验、技能、诀窍和知识的表述、获取、传递、变换和保真机制，是急待解决的问题。

制造活动中存在着定量、精确、确定性制造知识，同时还存在着大量的定性、模糊、不确定性知识。制造知识的表达形式既可以是数学公式、物理定律，也可以是符号、规则，各种统计数据、图表。此外，知识的表达形式既可以是显性的（explicit），也可以是隐含的（implicit）。制造知识的多样性，决定了制造知识的表示、获取、推理方式的多样性。人工智能中的逻辑表示与推理、计算智能，以及计算几何中的几何表示与推理等，都是智能制造的基础理论。

计算制造研究利用计算机对制造过程和系统的表示、计算、推理和形式处理，是智能制造的重要基础理论。制造中的几何表示、计算、优化和推理，以及制造过程建模、控制、规划、调度和管理有关的计算问题及其复杂性问题分析是计算制造研究的主要内容。计算制造将制造系统中的种种问题归结为计算机可形式化的计算模型，研究可计算性和复杂性。计算制造中存在三个典型问题，即调度、排样与对策。其中，调度问题包括组合爆炸、求解速度与求解质量、问题规模与新型启发式算法等；排样问题包括几何表示、几何推理、几何问题求解等，例如机器人无碰路径规划问题；对策问题包括分布式控制与自主决策、多自主体的合作与竞争等。

计算几何是智能制造的基础理论之一，它与代数几何、组合几何、凸分析、数据结构、复杂性分析等都是实现制造中几何问题分析的基础。计算几何已成为解决制造系统中诸多难题的有力工具，其理论框架包括几何模型、计算机表示与空间推理的理论与方法等。

计算智能是智能制造的另一个重要基础理论。计算智能是基于数值计算的智能方法，其对提高制造系统和制造单元的智能化水平有着重大的意义。计算智能主要包括进化计算、神经网络与模糊系统等。其中，进化计算因其具有自组织、自适应、自学习和本质并行性等特点，与混沌理论与分形几何一起，被认为是研究非线性和复杂系统的新的三大方法之一。进化计算基于自然突变、自然选择的生物进化思想，将复杂的制造系统描述为生物进化模型，利用其自重组、自适应与进化特性，研究制造系统的动态重组与自组织行为。这为解决分布式制造系统的自组织行为能力与分布式协同问题提供了新的研究思路和方法，有助于降低这一问题的复杂性。进化计算在制造系统中的应用还包括系统建模、工程优化、最优控制、机器学习与制造机器人等方面。

根据系统论观点，制造系统包括其组成环节及环节间的相互作用。因而，智能制造系统的研究涉及体系结构、单元建模等问题。制造系统的体系结构主要包括分层结构、分布自治结构以及混合结构。系统及单元建模主要包括 Agent 和 Holon 方法。

一般认为，Agent 应具有三种基本属性：场景性（Situatdness）、自治性（Autonomy）和适应性（Adaptability）。场景性表明 Agent 是工作于特定环境中，并以某种方式感知外部环境。自治性表示 Agent 能在没有外部控制情况下自主决策。适应性表示 Agent 能根据外部环境改变自身状态或行为。多个 Agent 以一定的方式连接起来即构成多 Agent 系统。这些

Agent 在物理上或逻辑上是分散的，他们通过协作或竞争共同完成某个任务。虽然单个 Agent 功能有限，但多个 Agent 表现出的群体性能却相当优越，在解决复杂制造系统的建模与控制问题上具有一定的优越性。多 Agent 系统一般具有容错性、并行性、可扩充、可重构性。由于多 Agent 制造系统将部分决策能力分布到各个 Agent 从而降低了系统的集中控制能力，Agent 的局部自治决策能力与制造系统全局监控与优化能力之间的协调，是设计多 Agent 制造系统体系结构的重要内容。

1967 年 Koestler 在《机器里的灵魂》一书中提出了“Holon”概念，意为“同时为一整体且为一整体的一部分”。Holon 一般包含两部分的结构，除去与 Agent 类似的信息部分外，Holon 更强调与制造系统中的物理和制造信息（如制造设备、订单信息等）的关联。与 Agent 一样，Holon 也强调自治，但 Holon 具有自包含性，即大 Holon 可由小 Holon 组成，一个小 Holon 可由几个大 Holon 共同拥有。因此，由 Holon 构成系统时，一般采用分层结构。这种等级关系与制造系统传统的递阶结构相适应，在 Holon 自治、协商合作的同时，可以进行系统的全局优化与控制。Holon 制造系统着重研究自治模块的系统组成及其分布式控制。

智能制造概念提出至今，智能制造理论和技术得到长足的发展，但仍然面临一些极具挑战性的问题。产品和制造过程的数字建模理论及混合约束求解方法，几何表示与推理在运动规划、抓取、夹持、装配、NC 加工、计算机视觉、测量中的应用，制造技能和制造知识的表示、获取与推理。智能制造单元的 Agent 建模及智能制造系统的多 Agent 建模理论、多 Agent 系统学习及重构理论、多 Agent 系统动力学分析方法及性能评价指标、多 Agent 系统规划、调度、控制与协调等。制造资源的 Holon 模型，Holon 系统组成及其分别式协调与控制等。由于人类智能问题本身的复杂性，智能制造理论与技术的研究任重而道远，上述问题的深入研究，不仅将促进智能制造理论与技术的发展与进一步完善，而且对相关学科的发展具有积极的推动作用。

# 机制主义：人工智能的统一理论\*

钟义信

北京邮电大学智能科学技术研究中心

**摘要：**迄今，学术界分别从智力系统的结构、功能和行为三个不同的侧面分析和模拟了人的智力过程，取得了众多成果，形成了人工智能理论的结构主义、功能主义和行为主义三大体系。这些研究也留下许多问题：互相缺乏沟通，常常发生“孰优孰劣”的争论。本文试图提出新的研究途径 – 智能生成的“机制主义”，希望从智能生成的共性机制入手探讨智能的本质。研究发现：在一般情形下，智能生成机制表现为“信息-知识-智能的转换”由此引出了“知识理论”颇为有趣的是结构主义、功能主义、行为主义三者在此“机制主义”框架下得到了和谐完美的统一。这可能为智能科学技术的发展提供新的理解和新的机会。

**关键词：**结构主义 功能主义 行为主义 机制主义 人工智能统一理论

## Mechanism: A Unified Theory of AI

Y. X. Zhong

Center of Intelligence Science and Technology Research  
University of Posts and Telecommunications, Beijing, China

**Abstract:** There have been so far three prestigious schools of AI theory respectively established through the structural, functional and behavioral approaches to human intelligence whereas there have been also, however, controversies among them over the theme of which one of the three should be the one who dominates. It is the author's belief that all the three schools did not cover the essence of intelligence. A new approach, mechanism approach, is thus proposed in the paper to cope with the situation. It is discovered that the mechanism of intelligence formation should be a series of transformations – from information to knowledge and further to intelligence that are discussed in the paper. Interestingly but not surprisingly, the three existed schools of AI theory can well be unified under the framework of the mechanism approach. The mechanism approach and the unification of AI may hopefully provide a new foundation for the future development of AI theory and applications.

**Key Words:** Structural Approach   Functional Approach   Behavioral Approach   Mechanism Approach  
Knowledge Theory   Unified Theory of AI

### 1 引言：智能科学技术的意义

人，是一种典型的信息系统，也是典型的智能系统。信息技术和智能技术的重要作用就是扩展人体信息系统和智能系统的功能。如图 1 所示（见下页）。

\*本文的研究得到国家自然科学基金项目 60496327 的资助

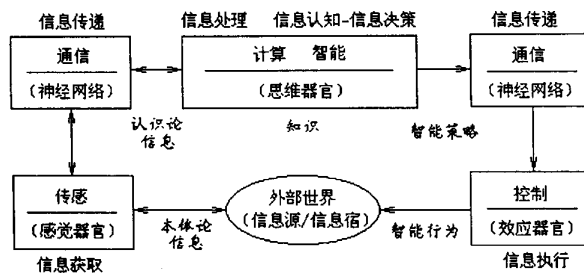


图 1 智能科学技术与信息科学技术的作用和关系

传感、通信、计算、控制等技术领域已经获得长足的进步。但是，随着应用需求的不断深化，图 1 模型的核心 - 智能技术的发展提上了议事日程。

## 2 现有人工智能理论概述

现有的人工智能研究成果已经相当丰富多彩，从理论研究的角度看，这些成果主要由三个基本理论所驱动。

首先是由 1943 年 McCulloch 和 Pitts 发表的工作 - “神经元数理逻辑模型” [1]- 所开创的人工神经网络方法。它的基本思想是通过模拟大脑皮层神经网络的“结构”特征来复现智能 因此 被后人称为“结构主义”方法。McCulloch、Pitts、Rosenblatt、Widrow、Hopfield、Kohonen、Grossberg、Amari 等人是这一方法的代表性人物 [1-8]。

1956 年一批年轻学者在美国 Dartmouth 会议期间倡导了以计算机硬件平台支撑、用符号逻辑描写、由软件编程实现的“符号主义”方法。它不关心系统的结构特征，只关注系统的功能表现（因此也称为“功能主义”），回避了结构模拟的困难。由于功能主义方法一开始就用了“Artificial Intelligence（人工智能）”这一名称，后来许多人就把“人工智能”等同于“功能主义”或“符号主义”（其实人工神经网络所实现的智能也是人工智能）。McCarthy、Newell、Simon、Minsky、Feigenbaum 等人是这一方法的领军人物 [9-14]。

20 世纪 90 年代初期，Brooks 等人提出了“无需知识表示和推理的智能系统”的“行为主义”方法 - 在分析智能系统的输入（刺激模式）输出（动作模式）关系的基础上，系统首先鉴别输入的模式，然后根据输入输出之间的关系决定输出的动作方式。这便是模拟六脚虫的爬行机器人原理 [15,16]。

考虑到学术界对于人工智能理论中结构主义、功能主义、行为主义的具体研究成果和存在的问题早已人所共知，这里不再详述。

## 3 机制主义方法论

虽然“结构、功能、行为”都是系统的重要属性，但是，对于智能系统来说，真正能够揭示系统本质的，却应当是系统的“工作机制”。于是，与结构主义、功能主义、行为主义方法不同，这里将直接关注“智能的生成机制”（为了简单，不妨称为“机制主义”）。

那么，“智能生成的共性核心机制”究竟是什么？

图 1 表明，“智能”的共性核心生机制可以理解为：在给定的问题-环境-目标的前提下获得相关的信息，并在此基础上完成由信息到知识的转换以及由知识到智能的转换（后者简记为“信息-知识-智能的转换” [17]）。

我们之所以把上面的表述称为“智能生成的共性核心机制”，是因为任何智能的生成都

会遵循“信息-知识-智能转换”这样的原则，只是“转换的具体过程”会随着问题的不同而有所不同；在某些相对简单的情况下，这个转换过程也可以有所简化。

#### 4 智能生成机制的解析

既然智能的共性生成机制表现为“由信息到知识和由知识到智能的转换”，现在就逐一来考察其中所包含的各种重要的转换问题。由于篇幅的原因，这里只讨论到“原理级”。

##### 4-1 转换一：由本体论信息到认识论信息（信息获取）

智能生成机制首先要解决“在给定条件下获得相关信息”的问题，即本体论信息（外部世界的问题信息与环境信息）转换为认识论信息（系统获得的信息）的问题。为了研究这个转换，需要澄清“信息”的有关概念。

Shannon 信息论[18]认为，信息是消除不确定性的东西；不确定性是指状态和状态出现方式的不确定。例如对于具有  $N$  种可能状态  $\{x_n | n \in (1, N)\}$  的随机变量  $X$ ，若已知各个状态发生概率的分布为  $\{p_n | n \in (1, N)\}$ ，那么相应的信息就可以用它的概率空间来描述：

$$\begin{bmatrix} x_1, \dots, x_n, \dots, x_N \\ p_1, \dots, p_n, \dots, p_N \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

不过，这样的信息只能告诉“ $X$ 的某个状态  $x_n$ 会以概率  $p_n$ 发生”至于它与所关心的问题在多大程度上相关，却不得而知。因此，不能满足要求。

1988年，作者在《信息科学原理》[19]中引入了本体论信息和认识论信息的概念。事物的“本体论信息”是指事物对其运动状态及其变化方式的自述；事物的“认识论信息”则是认识主体关于该事物运动状态及其变化方式（包括这些“状态/方式”的形式、含义和效用）的表述。其中，关于事物运动状态的形式化表述称为“语法信息”，关于事物运动状态的逻辑含义的表述称为“语义信息”，关于事物运动状态对主体所呈现的效用的表述称为“语用信息”。语法信息、语义信息、语用信息的综合体则称为“全信息”。可见，本体论信息是事物自身的信息，认识论信息才是主体所获得的信息。如果主体获得了事物的全信息，就不仅了解了它的形式，而且了解了它的内容和价值。

全信息需要三类参量来描述。对于一个具有  $N$  种可能状态  $\{x_n | n \in (1, N)\}$  的变量  $X$ ，用状态肯定度参量  $\{c_n | n \in (1, N)\}$  来描述  $X$  的语法信息（各个状态发生的肯定程度），用状态的逻辑真实度参量  $\{t_n | n \in (1, N)\}$  来描述  $X$  的语义信息（各个状态内容的逻辑真实程度），用状态的效用度参量  $\{u_n | n \in (1, N)\}$  来描述  $X$  的语用信息（各个状态对于用户的价值大小）。因此全信息的描述是与（3.1）不同的矩阵：

$$\begin{bmatrix} x_1, \dots, x_n, \dots, x_N \\ c_n, \dots, c_n, \dots, c_N \\ t_1, \dots, t_n, \dots, t_N \\ u_1, \dots, u_n, \dots, u_N \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

其中  $0 \leq c_n \leq 1, \forall n$ ， $\sum c_n = 1$ ， $0 \leq t_n \leq 1, \forall n$ ， $\sum t_n = 1$ ， $0 \leq u_n \leq 1, \forall n$ ， $\sum u_n = 1$ 。分别代表  $c, t, u$ 。符号  $\geq, =, <$  表示“大于或等于或小于”。

既然事物的全信息提供了该事物的形式、内容、价值的信息，就可以判断这个事物的信息是否与当前所关心的问题相关，以及在多大程度上相关，进而就可以确定是否应当设法获取这个信息。文献[19]还给出了全信息量的测度公式。有需要者可以参考相关文献。为了简便，在下文的叙述中，只要不引起阅读的误解，我们把“全信息”一词简称为“信息”。换言之，下文中出现的“信息”实际上都应当理解为“全信息”，除非另有特别的声明。

有了这些概念就可以讨论从本体论信息到认识论信息（全信息）的转换，图 3 示出了这个转换的基本原理。这实际上就是从外部世界获得相关信息的原理。

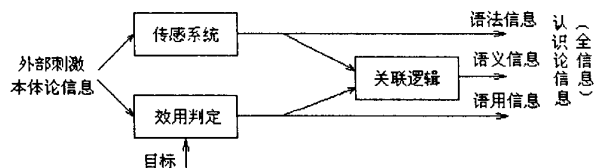


图 3 由本体论信息到全信息转换的原理

其中语法信息获取的原理（传感）一目了然，无需解释；语用信息  $I_{pr}$  和语义信息  $I_{se}$  的获取则分别需要进行式 (3.3) 的效用判定和 (3.4) 的逻辑关联操作：

$$I_{pr} \propto \text{Cos}(\vec{S}, \vec{G}) \quad (3.3)$$

$$I_{se} \leftarrow (I_{sy} \wedge I_{se}) \quad (3.4)$$

式 (3.3) 是计算外来刺激（信息）矢量  $\vec{S}$  与系统的目标矢量  $\vec{G}$  之间夹角的余弦值：大于零为正效用，小于零为负效用。式 (3.4) 是关联逻辑运算，它表明：“具有语法信息所描述的形式且具有语用信息所描述的效用”就是与之相应的“语义信息”。于是，图 3 所示的系统可以完成从本体论信息到认识论信息的转换，即相关信息的获取。

#### 4-2 转换二：由认识论信息到知识（认知）

智能生成共性机制的第二个转换是由信息提炼知识。专家系统的研究曾经关注过知识的问题，但是没有涉及如何从信息提炼知识的问题，大多数专家系统的知识都是由系统设计人员手工完成的。20 世纪 90 年代以来兴起的“Data Mining and Knowledge Discovery”关注了如何从数据中提炼知识的问题，但尚未形成普遍性和系统性理论。

2000 年作者在“知识理论框架”[20]中给出了知识的概念、分类、描述和知识量的测度方法，探讨了“把信息提炼为知识”和“把知识激活为智能策略”的方法。

作者认为，某个事物的信息表现的是“该事物运动的状态及其变化的具体方式”；而事物的知识表达的则是“该类事物运动的状态及其变化的抽象规律”。由“具体的变化方式”到“抽象的变化规律”的转化过程，正是从信息资源中提炼知识的过程。因此，由信息到知识的转换原理，本质上是一种归纳和抽象的处理过程。

当然，在一些比较复杂的情况下，归纳过程可能需要和相关的演绎过程互相嵌套和互相调用，共同完成信息到知识的转化。其中，演绎过程通常是对归纳过程的支持，从整个过程的总体性质来说仍是归纳过程。

同“信息”有语法信息、语义信息、语用信息分量的情形相对应，“知识”也有“形式性知识”、“内容性知识”、“价值性知识”三个分量。其中，事物的形式性知识反映的是事物结构形态方面的知识，可以用结构“关联性  $L$ ”作为描述参量；内容性知识反映的是事物逻辑涵义方面的知识，可以用逻辑“合理性  $R$ ”作为描述参量；价值性知识描述的是事物对于主体所呈现的价值信息，可以直接用“价值  $V$ ”作为描述参量。

因此，对于一类事物  $X$ ，如果它具有  $N$  种可能的运动状态  $\{x_n | n \in (1, N)\}$ ，在知识理论框架下，利用事物运动的状态矢量、形式结构的关联性矢量、内容逻辑的合理性矢量、以及相应的价值矢量，就可以把它的知识描述为如下所示的矢量空间（矩阵）。