

基于生态演化的通用智能系统结构模型研究

王晓峰¹ 杨亚东¹

摘要 从系统论、认知神经科学和生态演化的角度看,智能是指生物体根据环境、条件、目标,自适应地调整自身或调度各种资源实现目标的能力,智能起源于生命,智能是生物的基本特征.借助于脑神经系统演化的历史,展示了自然智能的演化过程,并由此构建了一个基于生态演化的通用智能系统结构模型,系统地分析了一般智能系统的普遍性、开放性、动态演化性、相对稳定性、功能性、结构性、依附性、相对独立性、可延续性等基本特征.论文根据智能演化进程将智能系统分为 7 级,利用智能系统结构模型分类探索专用人工智能和通用人工智能的发展方向以及有关智能系统的学习方法.这些工作对人工智能和智能科学基础理论研究与应用具有一定的启发意义.

关键词 智能,类脑智能,智能系统结构,人工智能,智能的起源与演化

引用格式 王晓峰,杨亚东.基于生态演化的通用智能系统结构模型研究.自动化学报,2020,46(5):1017-1030

DOI 10.16383/j.aas.c170679



开放科学(资源服务)标识码(OSID):

Research on Structure Model of General Intelligent System Based on Ecological Evolution

WANG Xiao-Feng¹ YANG Ya-Dong¹

Abstract From the perspective of system theory, cognitive neuroscience and ecological evolution, intelligence refers to the ability of organism to adjust itself adaptively or to schedule various resources to achieve the goals according to the environment, conditions and targets. Intelligence originates from life and is a basic biological feature. Based on the history of the evolution of the brain nervous system, this paper shows the evolution of natural intelligence and constructs a general intelligent system structure model based on ecological evolution. It systematically analyzes the universality, openness, dynamic evolution, relative stability, functionality, structuredness, dependence, relative independence, continuity and other basic features. According to the process of intelligent evolution, this paper divides the intelligent system into 7 levels. Using the structure model of intelligent system, the development direction of special artificial intelligence, general artificial intelligence and the learning methods of intelligent system are explored. These works have some enlightening significance to the research and application of artificial intelligence and basic theory of intelligent science.

Key words Intelligence, brain intelligence, structure of intelligent systems, artificial intelligence, origin and evolution of intelligence

Citation Wang Xiao-Feng, Yang Ya-Dong. Research on structure model of general intelligent system based on ecological evolution. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(5): 1017-1030

随着大数据和深度学习理论的应用和发展,近几年来人工智能获得了前所未有的关注和重视,人工智能理论和应用已经成为世界各国的竞争热点,要持续不断地推进人工智能的深入发展,必须要在基础理论上获得新的突破^[1-4].构建通用的一般化

的智能系统模型是人工智能基础理论研究中的一个非常重要的方向,特别是国家已经把人工智能教育纳入普教内容,开始在高校开设人工智能专业^[5],建立和研究、通用的智能系统理论体系是非常必要的.此外,任何人工智能产品从理论上说都是一种智能系统,要开发出一个好的人工智能产品、建立人工智能产业标准、研究人工智能技术、发展人工智能方法等,都需要以深刻反映智能本质的通用理论模型为指导,描述清楚智能系统的目标需求、功能结构、计算方法等关键问题.因此,探索通用的智能系统模型是十分必要和非常有意义的工作,也是建立新一代人工智能系统的基础性工作.

图灵机是最早的计算机理论模型,该模型由一条无限长的纸带、读写头、控制规则和状态寄存器

收稿日期 2017-12-04 录用日期 2018-11-01
Manuscript received December 4, 2017; accepted November 1, 2018

国家自然科学基金(61872231, 61701297),上海海事大学研究生创新基金(2017ycx083)资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61872231, 61701297), Graduate Innovation Foundation of Shanghai Maritime University (2017ycx083)

本文责任编辑 段书凯
Recommended by Associate Editor DUAN Shu-Kai

1. 上海海事大学信息工程学院 上海 201306

1. College of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306

等组成, 是一个通用的计算智能系统模型. 虽然计算机发展到了今天也没有完全实现图灵机, 但是根据其原理实现的各种计算机系统在确定性计算问题上已远超人脑. 20 世纪 70 年代初流行的专家系统是人工智能概念正式推出后最为典型的智能系统之一, 其系统结构主要由知识库、推理机、输入输出用户界面功能部件等组成, 如何构建知识库和推理机是其关键技术^[6]. 上世纪 70 年代末 80 年代初以误差反向传播 (Back propagation, BP) 神经网络模型为代表的第二轮人工神经网络技术兴起, 推动了连接主义的发展, 智能体系结构从知识库扩展到数据库, 数据挖掘成为知识获取的重要手段, 推理机从逻辑演算改为神经网络模型, 或把推理机和人工神经网络 (Artificial neural network, ANN) 结合起来, 但由于神经网络模型的黑箱效应, 其推理过程因解释性差而广受诟病^[7]. 20 世纪 90 年代 Brooks 倡导的行为模拟方法推动了 Agent (智能体) 系统模型的研究. 2001 年 Weng 等^[8] 引入自主智力发育概念, 并在随后的工作中拓展和完善其模型框架和算法实现. 2005 年澳大利亚堪培拉大学的 Hutter^[9-10] 提出智能是智能体在广泛的环境下达成目标的能力, 并且建立了一种基于智能体-环境关系的通用智能系统模型 UAI (Universal artificial intelligence, 通用人工智能), 主张通过强化学习理解环境, 达成智能体的目标. 2007 年美国孟菲斯大学智能系统研究所副所长 Franklin^[11] 从认知和神经心理学等角度出发, 在认知和计算模型 IDA (艾达) 的基础上, 增加学习功能, 提出了一个通用智能系统架构 LIDA (Learning IDA, 具有学习能力的 IDA). 2012 年美国通用人工智能会议主席 Goertze 等^[12] 综合多人研究成果, 在 LIDA 的基础上增加多模态感知、问题求解等内容, 提出类人通用智能架构 AGI (Architecture of general intelligence, 通用智能结构模型). 加拿大卡尔加里大学 Wang^[13-14] 把认知功能和脑神经系统结构结合起来, 提出了一种通用的抽象智能模型. 随着深度学习研究的发展和进步, 结合认知科学原理和视觉信息处理机制的类脑智能成为近年重要的研究方向^[15-19]. Yu 等于 2016 年提出了一种模块化的类脑智能系统结构^[20-21], 该结构模型根据脑的视觉处理机制, 通过设立视觉输入、编码、记忆、选择、信息处理、解码、驱动等模块, 构成了一个有一定通用意义的智能系统结构. 2017 年 8 月钟义信^[22] 根据信息生态方法论, 提出具有普遍性的“智能系统的原理模型”, 该模型给出了一个模块化的智能系统结构, 强调信息与知识的生成转换关系, 指出智能“源于信息, 长于知识, 成于策略”. 史忠植^[23-24] 和蔡自兴^[25] 则分别从智能科学和认知系统的角度提出了智能系统的结构化模型.

这些结构模型或从视觉信息处理扩展到一般智能系统, 或从信息到智能的生成关系角度研究智能系统, 或从认知系统角度探索智能系统结构. 基本都是以计算为核心, 从信息加工的角度分析脑的信息感知、信息-知识、策略生成等功能, 构建模拟大脑信息处理的智能系统基本架构. 没有注意生物进化、智能的起源与演化以及智能目标的价值与意义, 而这些内容对探索智能的本质, 智能系统的分级、分类以及系统的运用具有非常重要的意义.

因为自然智能是大脑的产物, 大脑是信息加工的场所, 更是智能的寓所. 从智能的起源看, 智能更是生物的基本属性, 是生物演化的产物, 智能是生物个体实现其目标的一种能力, 所以我们需要放大眼界, 从智能的目标, 环境与生物之间的交互关系, 从生态演化的角度来分析和理解智能, 建立更加系统的具有演化性质的智能系统框架结构. 因而本文试图从认知神经科学、进化论和系统论的角度, 深入研究智能和智能系统、类脑智能和类脑智能系统, 进而建立一个基本的智能系统结构框架, 为人工智能和智能科学提供一个全局性的基础性的演化视角.

1 大脑的演化与智能的起源

1.1 智能的定义

何谓智能? 现代汉语词典解释: 包括智慧和能力两个方面, 智慧是辨析、判断、发明、创造的能力; 能力指人认识、理解客观事物并运用知识、经验等解决问题, 包括感知记忆观察想象思考判断. 百度百科解释: 从感觉到记忆, 再到思维这一过程, 称为“智慧”, 由智慧产生行为和语言, 而行为和语言的表达过程称为“能力”, 两者合称“智能”; 将感觉、记忆、回忆、思维、语言、行为的整个过程称为智能过程, 智能是智力和能力的综合. 维基百科解释: 智能涉及多个方面, 包括逻辑、理解、自我意识、学习、情感知识、计划、创造力和解决问题的能力, 一般是指理解或推断信息的能力以及把记忆的知识自适应地应用到环境或背景中的行为. Legg 和 Hutter^[26] 收集整理了几十种关于智能的定义, 其中词典编写组、心理学协会等各种机构团体提出了 18 种智能的定义, 各心理学专家提出有 35 种智能的定义, 人工智能研究者给出了 18 种关于智能的定义. 在归纳分析这些定义后, 提出智能是智能体 (Agent) 在广泛的环境下达成目标的能力^[27].

上面这些关于智能的定义和各种教科书上的定义大同小异, 几乎都是依据人类智能特征提出来的. 因为人类是自然界亿万进化出来的最为聪慧的生物, 有一个多达数百亿神经细胞组成的大脑, 而关于智能的特征, 如感觉、注意、记忆、思维、逻辑、理

解、推理以及决策等,无一不是大脑的功能。虽然人类依靠智能占据了地球的绝对统治地位,但是非人类动物和植物也有智能。从进化论角度看,人类并非来自天外,而是从自然界动物演化来的,动物又是从古生物、甚至微生物、单细胞等演化来的。同样,作为人类智慧之源的大脑也经历了这样一个演化过程,因此单纯地从人类的角度来定义智能,忽略其他生物智能是不科学的。

为了涵盖其他生物智能,加强智能的普适性,剔除关于智能定义中的非本质特征,作者认为智能是生物体根据特定环境条件下,自适应地调整自身或调控各种资源达到目标的能力。这里关于智能的定义不再提思维、逻辑、推理等特殊的脑功能特征,而强调自适应环境变化、调控资源、实现目标的能力,使智能的定义更加具有普适性。

换言之,如果一个系统在一定的环境下,表现出自适应地调整或控制各种资源尽可能地实现预定目标的能力,那么就说该系统具有一定的智能。特别当该系统为机器时,就是一种机器智能。

现代脑科学和神经科学的研究成果^[28-30]为我们揭示了大脑的这一演化过程,也同时展示了生物智能从低级到高级,从简单到复杂的演化过程,证实了智能是生物的基本属性特征。

1.2 大脑的演化与智能的起源

大约 36 亿年之前,随着蛋白质的出现,地球诞生了最简单的生命,生命形态从没有细胞核的原核细胞、真核细胞到多细胞生物不断演进,在经历寒武纪海洋生物的“大爆发”后,陆生植物开始演化或分化,海洋鱼形动物出现,脊椎动物从水生到陆生转变,爬行动物及恐龙家族兴盛一时,哺乳类动物登场,再到灵长类动物出现,演化出人类,经过了亿万年的兴衰与演化。伴随生命演化的同时,大脑作为智能之寓,同样经历了这样漫长的演化过程,英国神经生物学家罗斯在《大脑的未来—神经科学的愿景与隐忧》一书为我们描绘了这个长达亿万年的脑演化之旅,生命从微小的原核单细胞开始,依靠膜蛋白感知环境,通过肌动蛋白在液体中进行运动;为适应环境变化单细胞演化为多细胞的聚集体,在多细胞聚集时,为了相互合作沟通和适应外部环境,细胞开始分化,出现感受器细胞、效应器细胞;继而演化出感觉神经元、中间神经元、运动神经元,形成原始的神经系统:神经节。此后随着脊椎的产生,神经管头端的神经元演化出前脑、中脑和后脑,接下来脊椎动物(如鱼类)的前脑变成包括端脑和间脑两部分的大脑,中脑变成视顶盖,后脑变成小脑^[28-29]。在从陆生动物两栖类到爬行动物演变过程中,动物的生活环境从水变为陆地,气味感觉更加重要,前脑逐渐发

展壮大,中脑中的视觉和听觉开始前移,视顶盖与前脑(大脑)建立联系,产生视觉分析和决策,作为间脑一部分的丘脑开始占据主要协调地位。直到从爬行类到哺乳类,大脑新皮层开始出现,由端脑进一步演化出大脑半球,哺乳类的大脑皮层才取代丘脑执行协调和控制任务。丘脑的一部分成为大脑皮层的中继站,一部分(下丘脑)和垂体仍保持控制情绪、情感和复杂行为模式的关键作用。由哺乳类到灵长类,新皮层进一步发展壮大。人类的大脑经历了从鱼脑(古皮层)、两栖类、爬行脑(旧皮层)、哺乳类(新皮层)新皮层开始具有沟裂和回的脑面、灵长类到人类(新皮层为主不断增加数量和沟回)的漫长演化过程。随着脑神经系统的演化,其功能结构的核心—智能从简单到复杂,从低级到高级,从弱小到强大逐步发展起来。

注意:大脑神经系统每次重大演化的根源或是生物体的环境发生大的变化,或是生物体为了生存主动调整的结果,这种变化调整过程本身也是生物智能的体现。

另外,即使像细菌这样的无核单细胞生命体,在其短暂的生命周期中,也显现出适应性的行为—智能。当把含有葡萄糖溶液的毛细管放入富集有某种单细胞细菌的溶液中,这时单细胞细菌会游向食物—葡萄糖扩散的管口。为做到这一点,其细胞要依靠膜蛋白感知糖或氨基酸的浓度梯度,并制订出游向源头的行动方案,通过单侧纤毛摆动或细胞膜单向撤回而伸向目标方向,完成预定的行动方案。看似极简单的智能,对单细胞也非易事,为适应环境首先特化出能够捕获和结合漂过的食物信号分子,并读取其中信息的细胞膜蛋白质。为获取梯度信息,单细胞细菌有两种选择:基于时间的策略,比较游动先后时刻的浓度变化;基于空间的策略,比较膜表面不同位置上吸引分子的浓度^[30]。归纳整个过程:细菌的目标—葡萄糖食物,首先获取环境浓度梯度信息(感受器)—辨识梯度方向(感知觉和理解信息)—确认游动方向(决策)—执行决策—游动到目标。具体如图 1 所示。

图 1 主要分两部分:单细胞细菌和环境目标。细菌感受到环境中食物的方位信息并游向目标,展示了最简生物体自适应获取食物的智慧与能力。

现在很多研究已经证明如灵长类、哺乳类、鸟类等生物都有一定程度的智能,如水獭为食用,会捡石头砸碎贝壳。鸚鵡会模仿人的话语,大象能相互合作共同完成某种任务等。即使植物为了生存和繁衍也会根据环境温度湿度日照等情况不断调整根系和枝叶的生长方式、进化出多种繁育策略等,例如,寒带的树木的叶子比热带要细小很多,沙漠中胡杨的根系要扎入地下几十米甚至更深广。从个体对环境

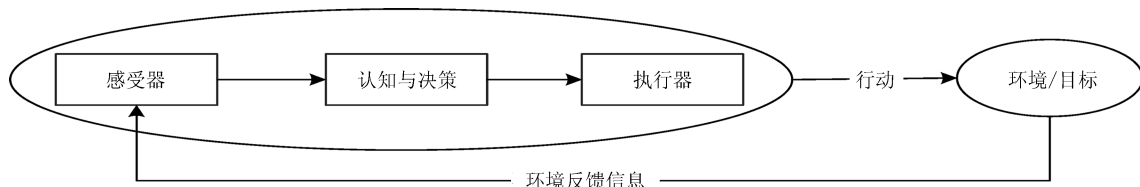


图 1 The most simple biological intelligence system

Fig. 1 最简生物智能系统

自适应调整的角度看, 这些是一种植物生存智能的体现, 只是从时间维度上植物智能与动物智能相比较过程略慢一些, 但与地质环境变化相比植物智能也是很迅速的. 无论人类、动物、植物, 自然界各种生物体的竞争策略显示了各自生命系统独特的智能.

因此, 智能是活着的、有生命力的生物基本特征: 对环境和条件的感知和理解是智能的基础, 生存和繁衍是智能的基本目标, 采取何种策略和方法适应环境和条件是智能的核心. 智能随着生物个体一起诞生, 成长并演化; 智能也是脑神经生物系统和环境交互发育的结果, 是脑神经系统的核心功能; 智能是生物体的基本属性之一.

2 基于演化的智能系统基本功能结构模型

人类大脑经过自然界数亿年的交互选择与演化, 已经发展出相当完善的各种系统功能, 诸如感知、注意、理解、知觉、记忆、学习、推理、情感、计算、分析、判断、语言等功能. 每一种功能负责一个信息加工环节或处理步骤, 这些功能要素相互联系合作构成大脑神经系统. 而各个功能要素又是一个神经元子网络, 每个神经元子网又是由许多神经功能柱构成的, 神经功能柱又是由成千上万的神经元构成的, 神经元又是由神经胞体、突触等组成, 等等. 因此智能在很多方面呈现了系统的层级结构特征, 提示我们可以采取系统的方法研究智能, 建立一个类脑智能的系统模型.

的确, 从理论上构建一个完整的类脑智能系统模型是有可能的, 但在实际操作中是极其困难、甚至是无法完成的. 因为到目前为止, 大脑是如何工作的具体细节远没有搞清楚, 各神经子网的联系也没有搞清楚. 但是这并不妨碍我们的研究探索工作, 因为神经系统的演化过程告诉我们智能是从简单到复杂逐步发展起来的, 是一个动态的演化过程, 所以我们不需要一步到位把目前人类大脑的智能全部实现, 在现阶段可以把智能的基本功能提取出来, 构建一个基本的智能系统模型作为研究智能系统结构模型及基础理论的出发点, 在此基础上再逐渐完善和发展更加复杂的类脑智能系统, 也可以根据环境和目标的需要简化某些功能或强化某些功能构建出专用的智能系统.

如何确定智能系统中最为关键的基本功能? 借鉴前述大脑的演化历程可以发现: 感受器、感知觉和理解、决策与规划、调整与控制以及执行机制等构成了最简的基本智能系统, 即使最简单的细菌生物也具备这些进化早期生物智能的功能, 尽管这些简单生物的感受器和决策等功能十分简陋, 与大脑复杂的感受器不可同日而语. 随着丘脑的分化和皮层的发展, 学习、记忆和经验 (知识) 成为哺乳类生物智能的标配. 另外, 脑科学和认知神经科学的研究成果表明, 人类脑皮层最为重要的功能是认知调控, 持续联系着其他主要的“卫星”器官, 如丘脑、基底节、小脑、海马和边缘系统. 特别是额叶区主要包括计划、自我意识和执行功能, 是完成许多复杂功能的调控与整合中心, 也是人类智能的关键功能. 所以, 类脑的基本智能系统要有一个重要的中枢控制系统协调、整合其他脑功能. 归纳起来, 类脑的基本智能系统功能应包括最简基本功能 (感受器、认知决策、控制执行), 学习、记忆以及中枢控制等关键功能.

因此有图 2 所示的基本智能系统的功能结构模型, 体现了类脑智能的基本功能结构. 由于该结构模型是根据前述生物体智能演化而来, 所以称为基于演化的智能系统基本功能结构. 所谓基本功能结构有两层含义: 一是包含了当前智能系统的主要功能, 可能某些功能没有出现, 如注意力, 情感功能等没有列出来; 二是以该功能结构模型为基础, 适当增减某些功能, 如只保留感受器、感知觉和理解、决策与规划、调整与控制以及执行机制等功能, 成为最简基本智能系统, 这时图 2 就简化成了图 1, 接近 Legg 和 Hutter 的智能体模型. 如果增加意识、理解等功能则更接近人的智能.

图 2 中的连线表示功能模块之间的信息联系, 箭头表示信息加工方向, 无箭头表示信息双向流动. 中枢控制系统和记忆存储部件与智能系统的几乎所有其他部件都有关联.

这里, 感受器是视觉、听觉、触觉、嗅觉、味觉等感觉器官功能的总称, 其任务是接收智能系统自身和目标对象以及周围环境、状态信息, 对智能生物来讲, 智能系统通过感受器来获取周围环境与目标条件以及系统和外界的信息, 例如人的眼睛, 将周围信息经由视网膜转换成颜色、形状、亮度等多种属

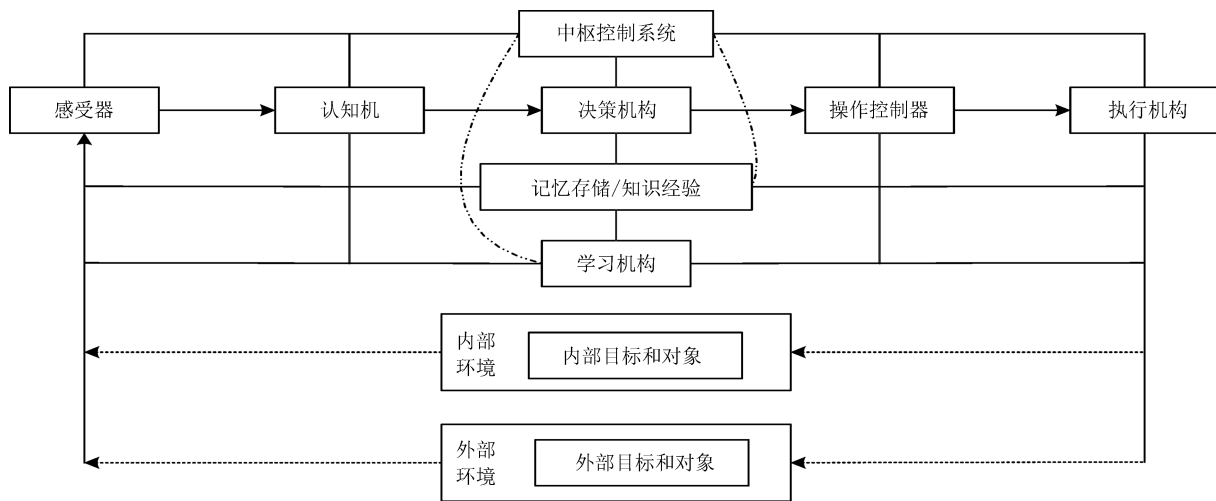


图 2 基本智能系统功能结构

Fig. 2 The function structure of basic intelligent system

性信息, 送到脑皮层视觉信息处理中心。

认知机获得感受器接受的各种信息后, 进行分类判断识别, 结合记忆的经验知识, 理解感受器信息的内涵、形成概念类别和知识; 认知机对应认知心理学中的感知觉、概念和知识提取等功能。可以分为 3 个层次:

简单认知层: 根据感知信息认识周围的简单物体, 形成基本概念, 用于认识世界;

一般认知层: 理解和识别概念之间的联系, 关联。理解复杂概念, 形成概念网络, 用于理解世界;

高级认知层: 理解和识别概念内部和外部引申的语义, 建立抽象的逻辑关系、规律或规则, 形成知识体系, 用于预测和分析世界。

记忆存储器负责记忆存储环境状态信息、系统自身工作状态、不断积累的经验、知识以及决策信息等, 为规划、决策和改进结构自身及功能提供基本信息; 人类大脑的新皮层和海马区是个体经验和知识的重要记忆器件。记忆功能包括短时记忆、工作记忆、长期记忆等三种模式。此外, 需要注意, 遗传基因是生物体直接与生存繁衍相关的、最为关键重要的、跨代际长期记忆存储器。

决策机构在认知机理解周围环境信息、问题以及目标信息的基础上, 根据对象目标和问题求解进展情况, 结合经验、知识提出实现目标或问题求解方案; 包括分析、思维、计算、推理等一系列与决策相关的功能。人类大脑皮层的额叶和颞叶区域为主要的决策区域; 决策包括高中低不同层次的决策, 也可分为日常简单决策, 复杂决策, 战略决策等。

操作控制器根据决策机构的方案和行动策略要求, 形成具体的行动规划、控制执行序列等; 人类小脑和脑皮层的运动区域负责人体运动的控制指挥;

控制内容包括有关生存行为, 日常行为方式, 特别的技能控制, 逻辑推理、分析计算等抽象思维控制、语言交流等。

执行机构(效应器)完成操作控制器的序列动作执行指令, 解决问题或达成目标任务。例如人类的四肢、身体以及嘴巴口腔等具体的执行机构。通信、运算、存储记忆资源, 生命维护保障系统等都可能是智能系统的执行机构。

作用对象指执行机构的实施对象或交互的环境, 包括内部外部两种情况。比如具体的外界客观事物, 或是头脑中的抽象问题等; 交互的环境指与问题或目标有关的智能系统以及作用对象所处的周边环境条件, 可分为系统内部环境和外部环境。

学习机构根据记忆和感知的信息以及执行效果积累新的经验和知识, 为认知和决策分析提供依据, 评估、改进和提高系统效率, 增强系统智能。人类具备当今顶级智能的一个重要原因, 是特别善于学习, 从各种情况、问题求解过程中学习, 不断地从各类经验教训中学习、积累知识, 改进和提高决策机制及其执行能力。学习机构是一个非常复杂的系统, 目前已经提出了多种学习策略以及学习方式方法, 例如有监督(导师)学习、无监督(导师)学习, 增强学习, 强化学习, 深度学习等。

中枢控制系统以维护和保障(智能)系统的生存为根本目标, 在感知的基础上理解自身与环境的关系, 监控系统的内部和外界环境的状态、相互关系, 协调与控制所有(智能)系统的各项功能, 以便高效地解决各种问题。中枢控制系统居于智能系统的最高端, 与所有智能系统功能模块均有联系(注意, 图 2 考虑该系统跨越决策机构直接与记忆存储和学习机构连接, 用虚线标出), 模拟和汇集了大脑意识最

为基本的核心功能^[31-32]。意识是人类、灵长类等高等智慧生物大脑新皮层的产物,是高等智能的标配。意识是一个非常复杂的系统,目前尚没有完全搞清楚,这里只考虑了基础意识功能,不包括社会哲学层面上的意识功能。

注意通常是指选择性注意,即有选择地加工某些刺激而忽视其他刺激的倾向。它是人的感觉(视觉、听觉、味觉等)和知觉(意识、思维等)同时对一定对象的选择指向和集中(对其他因素的排除),包括从中枢控制系统到感受器和信息记忆贮存部件之间自顶向下和自底向上两种注意选择机制,因此这里没有单独把注意独立为一个功能部件,而是把注意的功能归并到中枢控制系统。

此外,情感源于哺乳动物脑的边缘系统,包括杏仁核、海马、下丘脑等,且与脑皮质紧密相关。情绪性反应会影响整个智能系统运行的效率,尤其憎恶和喜爱的情感与进化和经验有关,显示了生物体的偏好。轻微的情绪性反应会影响注意选择和系统的协调性,严重时会影响系统的目标以及对环境的评估能力。所以情感或成为第二中枢控制系统,其功能亦暂列入中枢控制系统模块。

图 2 的每一项功能模块其实都是一个系统,由多个要素组成,可以进一步展开其子结构。由于篇幅有限,这里不再逐项功能深入描述,有兴趣的可参考文献 [11]、[31-32]。

3 一般智能系统及其特征

3.1 一般智能系统

上节根据脑神经系统结构及信息处理机制,从功能和结构以及原理上提出了一个基本的智能系统结构模型,其组成要素包括环境感受器,认知机,决策,目标,控制器,执行机构,作用对象,交互环境等。这些关键的智能系统功能模块虽然是从大脑功能角度提出来的,但是每个功能模块均可用人工神经网络或其他理论模型来模拟,例如,利用视网膜和视觉信息传输加工模型,模拟视觉感知过程^[33-34],利用记忆模型模拟记忆加工原理和知识存储过程等^[13],这样图 2 所描述的就是一个一般化的人工智能系统结构原理,该系统结构模型表达了一个基本智能系统功能模块之间的抽象逻辑关系,可以如同 Agent 那样把它放到一个具体环境之中进行观察分析,研究智能系统的特征、行为模式、功能与结构关系等。如果一个系统嵌入了智能,那么该系统就是一种智能化系统,也称为智能系统。智能化系统和智能系统两者虽然定义上有所不同但在智能功能结构方面基本上是一致的,为了方便,我们后续讨论时不再区分他们之间的差异,统称为智能系统。

进一步可以把这种系统观点和生物进化的思想应用到所有生物智能,建立生物系统的智能结构与功能,发展智能系统理论,构建智能系统模型,设计和实现人工智能。

很明显,智能具有强弱之分,智能系统具有简单、复杂之分。因此我们应该将智能系统划分成不同的等级。不幸的是如何划分智能系统的等级?目前并没有明确的标准。传统的智商测试是面向人类的一种智力评测方法,并不适合智能系统。从进化论来讲,自然进化没有预设方向,智能也是一样,只有最合适的智能,没有优劣之分,每一种智能都是生命在其特定环境和条件下根据目标要求进化选择出来最经济合适的智能。但是,从生命演化的历史长河看,冥冥之中生命却从简单到复杂不断地发展,智能也随着在不断地增强。说明虽然进化过程中的选择没有预设方向,但是生命的发展带来竞争引起环境变化以及自然物理环境也在不断运动和变化,带来了智能的发展。

事实上智能系统面临的问题、环境和目标差异巨大。比如,问题有简单、复杂之分,环境有封闭与开放之分,状态有确定和不确定之分,信息有完备与不完备之分,以及认知程度、决策难易等多种复杂因素影响。因此可以从不同的角度对智能系统进行分类。例如:

根据智能系统的来源分:可分为人工系统和自然系统。如基于视觉感知原理的模式识别系统、机器人系统为人工系统,人类、乌鸦为自然系统。人工智能系统就是人工智能,自然智能系统就是自然智能。

根据智能系统感知信息的复杂程度分:对于环境状态信息确定的问题求解,如下围棋、象棋,奔跑等规则明确,问题求解虽然计算量大,但是信息对称透明,规则明确,只需要解决大计算量的智能问题;当环境状态信息来源复杂,不完备不确定等,则需要更高级的智能。

根据智能系统面对的环境变化,可分为静态或动态的智能系统。

根据智能系统与外部有无联系分:可分为有能量和信息交互以及无交互的智能系统。

根据智能系统的执行任务分类,可分为通用智能,专用智能。通用智能是全能型智能系统,也叫强人工智能;专用智能是部分功能仅为某一专门的任务设计的智能系统。

根据智能系统构建原理可以分为类脑智能和非类脑智能,类脑智能从底层结构开始研发设计更像大脑的智能系统;非类脑智能,在某些方面模拟生物体的某种智能功能。

可根据智能系统对问题或环境信息、能量状态的感知程度,认知程度,有无学习能力、记忆能力、

计算能力、执行能力等来分类,还可以根据是否有自主能力和无自主能力,有意识和无意识等分类智能系统等,这里不再赘述。

3.2 智能系统的特征

从系统论^[35-36]和信息论的观点分析我们所提出的智能系统,有如下特征:

1) 开放性

智能系统是生命体与环境交互的产物,为了适应或改变环境智能系统要感知环境和目标,必须与环境交换信息。另外,智能系统消耗能量与外界环境进行能量交换。因此智能系统不可能与外界环境隔离封闭起来,只有开放才有存在价值。智能系统的开放性也体现在智能系统与环境的互相作用、互相影响。

2) 动态演化性

智能系统的动态性是指系统为适应不断变化的外部环境,需要学习,调整自身以及记忆的信息和知识。智能系统不断积累知识经验,其能力和状态不断地动态演变,但其动态演化周期相对较长。例如,人类智能是脑神经生物系统的产物,脑的进化经历了亿万年的历程,从无脊椎动物到爬行类再到哺乳类动物、灵长类动物、智人、人类。从鱼脑到爬行脑到哺乳脑到灵长类脑,从神经节到古皮层,再到旧皮层,到新皮层。随着脑的演化,人类的智能站到了地球所有生物的最高端,人类智能系统的结构和功能逐渐完善,但一直到现在大脑也并没有停止演化。另外,人类从出生、婴儿、幼儿,到成年、老年人不同阶段,大脑神经系统内的神经连接状态也在不断变化,脑神经元突触一直在变化调整。智能系统的记忆存储和知识信息一直在不断学习积累中。

动态演化性是一个至关重要的特性,包括系统功能演化、结构演化。如图1所示的简单细胞系统是最基本的智能系统,其结构和功能简单实用,满足了单一细胞生命体的目标。随着生物体的不断进化,脊椎动物有了简单的记忆和学习功能^[28-29];哺乳类动物增加了皮层系统,带来更加复杂的记忆和学习,可以利用简单工具。

智能系统的动态演化性提示我们智能系统的功能结构不是简单的一成不变的。我们可以根据需要设计和强化某些特别需要的功能,减少某些不必要的功能结构。

3) 相对稳定性

虽然智能系统的结构和功能源自环境和系统自适应性的演化,但其功能和结构生成后具有自稳定性,也称为内稳定性。智能系统的结构和功能可以通过学习缓慢地自调整,但相对系统生命周期,在短期内是不变的,具有稳定性。只有这种稳定性才能使生

物系统得以壮大发展,形成生物种群。这种相对稳定性造就了智能系统的应用价值。

4) 普遍性

因为智能是生物系统的基本属性,无论简单生物,复杂生物还是微生物、动植物、类脑智能体等,都具有或高或低的智能,或强大或弱小的智能,因此对生物体或人工智能系统,智能具有普遍性。甚至可以将这种普遍性拓展到一个独立的企业、公司、机构、政府等社会组织,因为这些社会组织具有类似生物的属性,如基本目标、自然环境和社会环境、感知环境和自身状态的能力,有从出生到死亡的生命周期等。根据智能的普遍性我们可以进一步提升和改进现有的各种管理信息系统,在企业智能感知、认知、决策、执行等基本功能的基础上,增加学习和协调控制功能,使管理信息系统成为真正的智能管理系统,增强企业或组织的智商,使自动化工厂成为智能化工厂。依据生命和智能演化的历史可以预见,智能化将是未来企业管理的必由之路。

5) 依附性

依附性是指智能如同信息一样,要依附在具体的载体中才能存在。例如人类智能是人脑神经生物系统与外界环境交互的产物,离开人脑就不成为人类智能,即使把这种智能移植到机器上,仍需要机器运行其机制才可呈现出类脑智能,一种人造智能。

6) 功能性

功能性指智能系统具有一定的用途、感知能力以及应用价值。智能系统的功能有两方面的作用,一是外界环境和条件变化时维持系统的存在和延续,二是维系其自身稳定。

7) 相对独立性

虽然智能系统具有依附性,但是其自身具有可辨识性,智能系统的功能和结构相对独立、稳定,可被模拟和仿真甚至重构。

8) 可延续性

智能系统的结构和功能是生命体的一部分,随着生命个体的产生和消亡,智能系统也将消失,但生命个体遗传信息会将智能系统的种子传递给下一代,延续下来。随着新一代生命体的诞生智能系统也将启动并伴随生命体一生。

9) 结构性

智能系统是由多个要素部件组成的,感知部件、控制执行部件等为基本部件。高级智能系统复杂,对应的要素部件会更多些,这些部件通过信息通信,形成某种逻辑关系,成为高级智能系统的结构。

例如人脑是目前世界上最为聪明的智能系统,视听触觉器官为感知器,复杂的脑皮层被分成多个区域,分别处理感知器官获得的各种信息,通过联合区域,分析觉察周围环境,确定目标,分析决策,制订

达到目标的方案, 在意识的监督协调下, 提交给控制执行机构, 这些功能区域综合起来构成了人类智能系统的基本结构。

4 讨论

4.1 基于演化的基本智能系统结构模型与几种已有模型的比较

从认知神经科学、进化论和系统论的角度, 本文提出一个基于演化的基本智能系统结构框架, 为了叙述方便称为智能演化模型. 该模型与现有的一些模型比较见表 1. 由表 1 和前面的论述可知, 作为通用的智能系统结构模型, 信息生态模型与智能演化模型最为接近, 两者都包括感知、认知、决策、执行、学习等基本功能模块, 但是两者原理上差异较大, 智能演化模型注重智能的演化以及智能系统作为整体与环境和目标的关系, 信息生态模型注重信息与智能的关系, 强调信息的价值和知识转换; 在智能定义方面智能演化模型与 UAI 模型最为相近, 特别是 UAI 的 Agent 环境行为模型与极简智能模型几乎一样, 但 UAI 侧重智能体—环境—行为关系, 演化模型保有这些关系外, 还侧重智能系统的内部功能结构及其演化, UAI 模型侧重系统的强化学习. 演化模型与 LIDA 模型在基本认知功能和结构上相近, 但演化模型注重智能体和环境目标的关系, LIDA 模型则以人的认知功能结构模拟为主。

与已有模型的相比较而言, 本文的演化模型强调智能的进化、智能系统和环境目标的交互反馈过程, 模型以极简智能和类脑智能为例, 可包括极简智能、简单智能、基本智能等处于不同进化阶段的系列智能系统, 如第 4.2 节所述。

4.2 智能演化结构模型的应用初步

自从 20 世纪 50 年代人工智能诞生以来, 如何衡量和评价人工智能系统, 一直没有一个科学合理的准则, 虽然图灵测试为我们提供了一个没有办法的办法, 却也遇到中文屋的悖论诘问. 其实, 这一问题的实质是关于智能的定义与理解, 基于演化的智能系统的观点为智能系统的分级与评价提供了一个新的思路: 不妨把智能系统回归到原始状态, 再逐级演化到当前的类脑智能, 甚至超人类智能. 这种分级分类方法符合自然界生物演化规律, 较简单、自然、易行, 只要对图 2 进行适当的增删就可以完成. 具体如下:

- 1) 极简智能系统: 感知 + 控制 + 执行, 根据环境感知, 直接生成控制指令, 执行. 例如前面提到的细菌、无脊椎类生物, 根据环境变化, 直接改变游动线路; 对应图 1 中的感受器、控制机制、执行器.
- 2) 具有一定认知能力的简单智能系统: 简单智能系统 = 认知 + 极简智能系统, 类似鱼脑; 对应图 2 中感受器、认知机、控制决策, 执行等.
- 3) 具有简单记忆和决策能力的基本智能系统,

表 1 演化模型与现有模型的比较

Table 1 Comparison between evolutionary model and existing modes

主要模型	原理	功能描述	应用	参考文献
知识模型	基于物理符号系统假设	基于知识的智能系统	专家系统等专用智能系统	[6-7]
信息生态模型	基于信息转换原理的机制主义和信息生态方法	信息观、系统观、机制观指导下的信息—知识—智能转换系统	通用智能系统信息生态模型	[22]
认知—意识模型	基于认知与心智的研究成果	认知系统和意识系统结合的智能系统	模拟认知与意识系统	[23]
认知计算模型	基于脑科学和生物神经网络工作原理	多尺度、多脑区、多认知功能融合的认知计算平台	模拟各种脑区的认知功能	[20-21]
基于 Agent—环境—行为的 UAI 模型	基于 Occam 和 Epicurus 原理的贝叶斯概率论和图灵计算理论	智能体与贝叶斯理论、强化学习结合的计算平台	模拟推理预测决策和行动的过程	[9-10]
LIDA 模型	在认知和计算模型 IDA 的基础上, 增加学习功能构成 LIDA	认知计算和学习的通用智能系统架构	模拟人类的认知和计算	[11]
类人通用智能架构 AGI	在 LIDA 的基础上综合多人研究成果, 增加多模态感知、问题求解等内容形成 AGI	具有认知计算、学习、多模态感知、问题求解等多种智能功能	构建通用的人类智能系统平台	[12]
抽象智能模型	认知功能和脑神经系统结构结合	一种认知功能和脑神经系统结构对应的抽象智能模型	理解认知和记忆的关系	[13-14]
智能演化模型	基于系统论、认知神经科学和进化论的智能演化	普适的一般智能系统模型	探索一般智能系统理论	本文

基本智能系统 = 简单记忆 + 决策 + 简单智能系统; 类似爬行脑, 对应图 2 中感受器、认知机、决策, 控制, 执行, 记忆, 学习等。

4) 具有基本意识、情感、理解和学习能力的初级智能系统, 初级智能系统 = 基本意识 + 情感 + 理解和学习 + 基本智能系统; 哺乳类脑, 对应图 2 中感受器、认知机、决策, 控制, 执行, 记忆, 学习, 中枢控制系统 (增加情感与理解), 一定的学习能力。

5) 具有复杂记忆、认知和初级意识的中级智能系统, 中级智能系统 = 复杂记忆存储 + 初级意识 + 初级智能系统, 灵长类脑; 在 4) 的基础上, 增加初级意识、经验记忆、简单思, 较强的学习能力。

6) 具有自主意识和创新思维能力的高级智能系统: 高级智能系统 = 自主意识 + 创新思维能力 + 中级智能系统, 如人类智能等。在 5) 的基础上, 增加自主意识、复杂推理、创新思维等, 复杂的学习能力等。

7) 具有复杂意识、预测能力的超级智能系统: 超级智能系统 = 高级智能系统 + ..., 在很多领域超过多数人的智能。

从最低级的极简智能系统到具有自主意识主动创新能力的高级智能系统, 超级智能系统, 智能逐级增强。对应自然界极简生物、鱼脑 (1~2 级)/爬行脑 (3 级)/哺乳动物脑 (4 级)/灵长类、人类新皮质层 (5~6 级)。例如最简智能系统: 相当于随机动态自适应控制系统。此时, 感知退化为感受器 (传感器), 获取对象的状态信息, 传给控制器, 控制器发出调节量给执行机构, 执行器实施作用给被控对象; 而超级智能系统则可能是尚未出现的某种超人类的智能系统, 能否出现尚未可知。

这里我们根据智能 (脑) 的演化历史把智能系统分为 7 级, 在具体应用时也可对每一级再进一步细分。另外, 相对于完整的智能系统来说, 也可以有局部功能智能系统, 如视觉感知系统, 认知系统, 智能决策系统, 智能控制系统, 学习机, 知识记忆系统等。从系统的通用性角度看, 当前的人工智能绝大多数属于局部功能智能系统或专用智能系统。把这些专用智能系统有机组织起来, 可能成为更加强大的综合智能系统。

根据图 2 所示的通用基本智能系统结构模型, 结合当前的人工智能研究现状, 不难发现, 虽然深度学习^[37-40]带来了视觉图像识别和目标检测等感知智能系统的进步^[41-43], 阿尔法狗和 IBM 计算机系统“沃森”(“Watson”)系统在围棋和电视智力竞赛中分别击败人类冠军, 标志了决策智能系统的巨大进步, 但是在认知系统、记忆和知识获取方面尚有很大的提升空间。通用的基本智能系统结构模型提示我们, 智能的重点是系统与环境及目标之间的动态

交互反馈关系, 虽然深度学习在感知方面获得成功, 但没能考虑这种动态交互反馈, 研究和构建这种动态交互反馈关系和学习算法可能更具发展前途, 近期强化学习和生成对抗网络模型的发展过程证实了这一点^[44-45]。此外, 适当地增加中枢控制系统, 或把若干局部 (专用) 智能系统组织成一个大的智能系统, 必将能大幅度地提升当前各种信息系统的智能。

4.3 智能演化模型的形式化与计算方法

表 1 列出了几种典型智能系统结构模型所依据的主要理论或工作原理, 智能演化模型依据神经系统的进化理论、神经认知心理学和系统科学理论, 提取了类脑智能系统的主要功能, 图 2 描述了这些功能模块间的信息流向与逻辑关系, 形成了基本的智能系统功能模型。为了进一步在理论上探索智能演化模型和智能系统的计算问题, 下面考虑智能系统模型的数学形式化表达与计算模型。

假设: S 代表感受器, C 表示认知机, D 表示控制决策, A 表示执行器; $Learn$ 为学习算法集, Mem 为系统存储器 (知识、经验集), Cen 为中枢控制协调机构, Obj 为目标集, Env 为智能系统所处的环境条件。令, $Fun = (S, C, D, A)$ 为智能系统的基本功能组, 则简单智能系统可表示为如下三元组智能系统可表达为如下三元组:

$$(Fun, Env, Obj) \quad (1)$$

此时智能体 Agent 仅具 Fun 基本功能, 没有记忆和学习能力, 类似图 1 的最简智能系统功能结构。

在生物体随着环境变化进化出记忆、学习等功能时, 智能系统成为一个五元组:

$$(Mem, Learn, Fun, Env, Obj) \quad (2)$$

当生物体随着环境演化出记忆、学习、意识等复杂功能, 智能系统成为一个六元组:

$$(Cen, Mem, Learn, Fun, Env, Obj) \quad (3)$$

其中, 学习功能 $Learn = \{ f_i \mid i = 1, 2, \dots, n \}$ 。

$$f : Fun \times Mem \times Env \times Obj \rightarrow Mem \quad (4)$$

假如生物体从单细胞演化到灵长类时, 对应功能 Fun 增加了 $Cen, Mem, Learn$, 智能系统由三元组进化到六元组, 智能系统的结构发生了变化 (见图 2); 式 (4) 说明学习是生物体利用记忆存储知识和经验 Mem , 结合环境 Env 和目标对象 Obj 数据学习新知识和经验, 结果返回到 Mem , 这种学习是一个反复的迭代过程。而 $Learn = \{ f_i \mid i = 1, 2, \dots, n \}$ 表明有多种不同的学习算法。

生物智能体在中枢控制系统 Cen 的协调下, 利用积累的知识与经验 Mem 、自身的功能 Fun , 结合

环境 Env , 实现目标的过程可抽象为:

$$Cen \times Fun \times Mem \times Env \Rightarrow Obj \quad (5)$$

注意, 这里我们把智能作为一个目标导向的自适应多功能模块协同计算系统. 式 (5) 表明 Cen 、 Mem 、 Fun 、 Env 、和 Obj 等多功能模块协同计算过程, 运算符 \Rightarrow 表示计算导出, 即智能系统通过运算符 \Rightarrow 左边的多功能模块协同计算达成目标 Obj . 当目标非常简单, 现有的基本功能结合记忆的知识、经验以及环境信息即可实现, 运算符 \Rightarrow 简化为 \rightarrow , 此时, 式 (5) 相当于一个映射, 直接计算就可达成目标. 实际上多数情况并非这样简单, 记忆的知识、经验以及环境信息不能提供直达目标的方案, 往往要经过反复学习、推导计算才能获得一套可行的执行策略, 最终达成系统目标. 因此, 需要智能系统交替运用式 (4) 和式 (5). 假设 Mem 记忆的是达成目标的执行策略, 该策略要经过多次推导计算—学习, 反复改进而得, 此时式 (4) 就成为策略学习, 与式 (5) 的推导 (策略运用) 交替使用, 形成一个迭代计算过程, 直到达成目标迭代结束. 过程如图 3 所示:

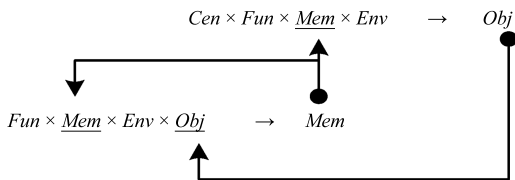


图 3 策略学习和运用的迭代过程

Fig. 3 Strategy learning and application of the iterative process

注意图 3 的迭代过程实际上是由两个不同机制相互交叉而成, 从学习的角度看既包括了传统的有监督学习方式也兼顾了强化学习、增强学习等新兴的学习方式; 智能系统的外部环境 Env 和对象 Obj 影响了学习过程, 使学习获得新知识. 从涌现^[46]的观点看, 这一过程在本质上与进化论是一致的.

式 (1) 到式 (5) 从符号逻辑的角度粗略地给出了智能系统的形式化表达与计算过程, 表 2 则展示了智能系统的分级及其形式化表示之间的对应关系. 其中, $Mem_1 \sim Mem_4$ 分别表示短期简单记忆、简单记忆、长期复杂记忆和超级记忆, Cen_1 表示基本意识、情感、理解等中枢协调控制功能, 基本意识提升到初级意识成为 Cen_2 , 达到自主意识成为 Cen_3 , 超极意识及协调控制能力为 Cen_4 . $Others$ 表示超级智能系统独具的其他功能.

表 2 智能系统的分级和形式化表示

Table 2 The hierarchy and formal representation of intelligent systems

智能系统	形式化表示
极简智能系统	(S, D, A, Env, Obj)
简单智能系统	(Fun, Env, Obj)
基本智能系统	(Mem_1, Fun, Env, Obj)
初级智能系统	$(Cen_1, Mem_1, Learn, Fun, Env, Obj)$
中级智能系统	$(Cen_2, Mem_2, Learn, Fun, Env, Obj)$
高级智能系统	$(Cen_3, Mem_3, Learn, Fun, Env, Obj)$
超级智能系统	$(Others, Cen_4, Mem_4, Learn, Fun, Env, Obj)$

在具体模拟或实现智能系统时, 假设功能部件作为一个程序模块, 对应图 2 结构和前述六元组, 有图 4 智能系统信息加工逻辑结构图. 该图描述了智能系统功能模块之间的信息加工流程和逻辑关系, 其中, 箭头表示信息加工流程方向, 无方向直线表示控制或逻辑联系. 中枢控制协调系统作为智能系统的总调用协调者类似于计算机系统操作系统, 与所有模块都有控制协调关系, 虽然图中没有给出它与经验和知识存储模块、学习机之间的联系.

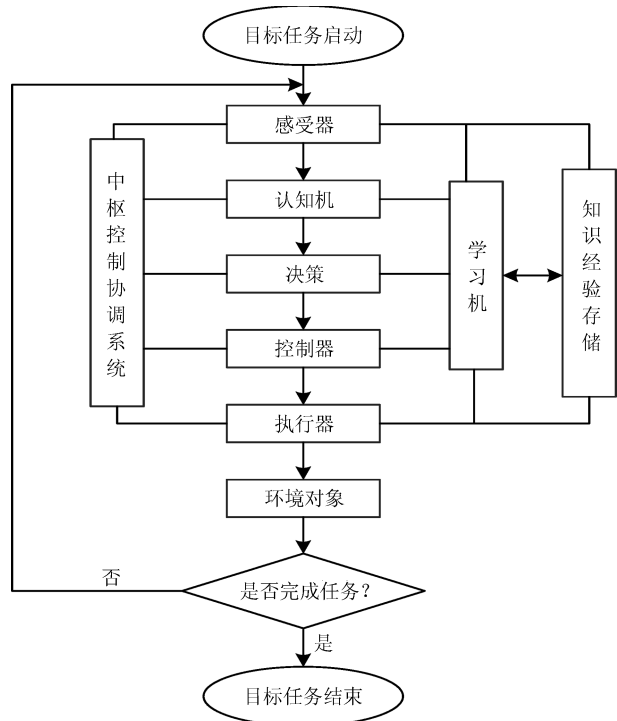


图 4 智能系统信息加工逻辑结构图

Fig. 4 Logic diagram of information processing in intelligent system

4.4 基于智能演化模型的智能船舶系统

智能演化模型是一种普适的智能系统模型, 它

可以根据不同的应用需求构建具体的智能应用系统, 本小节以智能船舶系统为例来说明智能演化模型对实际案例的指导作用. 船舶智能化是继船舶自动化和船舶信息化后船舶业的又一发展趋势, 目前关于智能船舶的研究多数集中于船舶的局部智能化技术方面. Wang 等^[47] 采用智能控制算法并结合经验, 实现了船舶智能动态定位. Xie 等^[48] 提出了一种基于贝叶斯网络的识别模型, 用来智能识别船舶舱内火灾. Borkowski^[49] 介绍了一种基于专家系统的智能设计, 其功能是自动稳定船舶航向. 吴笑风等^[50] 提出了一种与船舶平台无关的智能船舶系统模型, 它是从信息流这一维度去描述智能船舶系统的参考架构. 严新平等^[51] 提出“航行脑”系统的概念设计, 该系统是由感知空间、认知空间和决策执行空间三个部分组成的服务于船舶智能航行的智能系统. 梁云芳等^[52] 对智能船舶的由来、演进以及国内外智能船舶的发展现状进行了综述, 并对智能船舶的发展趋势进行了展望. 本文基于智能演化模型设计一种新型的智能船舶系统, 智能演化模型视角下的船舶系统可划分为以下几个部分(系统结构可参考图 2).

内部环境/目标: 船舶自身环境, 包括动力机舱、导航、驾驶、电子电力系统、船员系统、通信系统等; 基本目标是保障安全、可靠运行.

外部环境/目标: 船舶外部环境, 包括风浪、航道航线情况、气象、周围航行船舶等; 基本目标是降低成本和安全航行.

智能船舶感知系统: 包括船舶自身环境感知和船舶外部环境感知. 前者是通过压力、流量、温度、速度、电流、电压等传感器感知系统运行、船舶航行、耗能、货仓及货物等状态; 后者则是通过罗经、雷达、红外、微波、声纳、光学视频、无线电、卫星等感知海洋环境、航道、港口、位置、航向、障碍物等.

智能船舶认知系统: 通过传感器获得的信息经过认知系统辨识、理解并综合得出船舶运行状态、油耗、动力、设备运行状态、航向、综合航行环境等. 此处涉及到图像识别、分类、理解; 信号处理、模式识别、自然语言理解、语音合成、语音识别等技术.

智能船舶管理决策系统: 在感知和认知系统的基础上, 对船舶运行状态、环境状况、安全和成本目标等信息进行综合测评. 确定当前驾驶策略、操作序列、通信策略, 规划后续航线、航行策略、后期维护策略等.

智能船舶操作系统: 系统根据决策机构确定的策略, 结合当前环境、运行状态等, 自动调控船舶速度、航向等实现船舶自动驾驶构成智能船舶的中枢控制协调系统.

智能船舶记忆系统: 系统存储动态和静态两种

数据类型. 其中, 感知、认知的环境数据与信息以及驾驶数据等属于动态数据; 船舶主机和部件等船舶系统数据属于静态数据.

智能船舶自学习系统: 智能船舶的自学习系统能够根据环境、目标、运行状态、感知信息等自动归纳学习控制策略、经验知识、驾驶规则等船舶管理与驾驶知识. 通过与记忆系统进行智能交互, 使系统在运行中不断学习归纳并积累经验. 此处涉及到的核心技术包括数据挖掘与知识发现, 深度强化学习等.

智能船舶通信系统: 实现船-船、船-岸、船舶-卫星、船-人等不同对象的自动通信联系, 及时交换船舶运行状态、环境信息、能源动力信息、安全态势、维护保养、货物状态等信息.

智能船舶已是船舶行业发展的大势趋, 但是其涉及的人工智能理论和技术尚未完善. 正如本文“智能演化模型”所述, 建议基于演化的观点对智能船舶系统进行分级. 通过及时吸纳人工智能的研究成果, 由低级智能到高级智能逐级分块研发智能船舶系统, 根据投入产出和需求选择适当的智能船舶级别.

5 结论

本文的主要贡献概括起来如下:

1) 从系统论和生态演化的角度, 提出智能是指生物体根据环境条件、目标, 自适应地调整自身或调控各种资源实现目标的能力, 智能起源于生命, 智能是生物基本特征. 借助于脑神经系统演化的历程, 研究了智能的演化过程.

2) 以类脑智能为例, 借鉴认知神经理论和脑神经系统进化理论, 构建了一个通用的基本智能系统结构模型; 与已有模型比较, 本文提出的智能演化模型立足于智能的进化, 亦注重智能系统的功能结构, 系统和环境目标的交互反馈过程; 智能演化模型是指基于演化的智能系统模型总称, 包括功能结构模型和形式化的数学模型; 由于演化是一个动态过程, 所以智能演化模型可有多种不同的功能结构, 即可描述类脑智能的基本智能系统功能结构, 也可描述仅具最简智能系统功能结构的原始生物智能.

3) 从系统论和信息论的角度, 分析了一般智能系统的 9 项基本特征, 特别是智能的动态演化性和普遍性. 智能系统的动态演化性提示我们智能系统的功能结构不是简单的一成不变的. 可以强化或减少某些不必要的功能, 优化系统结构. 智能的普遍性提示我们可以用智能系统功能结构模型分析和改进现有的管理信息系统, 增加学习机制、知识管理和中央协调控制等功能, 使其成为真正的智能管理系统. 通过智能管理系统实现智能化工厂(组织).

4) 探讨了智能系统的分级分类、专用人工智能和未来人工智能系统的发展方向等人工智能和智能科学基本问题. 本文基于智能演化模型的分级分类方法符合自然界生物演化规律, 简单、自然、易行.

5) 建立了演化智能系统的形式化模型、形式化的学习公式、协同计算公式和系统计算方法, 为后续智能系统结构演化过程理论和学习算法研究奠定了基础. 同时, 智能船舶系统作为智能演化模型的应用案例, 说明模型具有实际应用价值.

此外, 智能是生物体的基本特征, 也是一种目标导向的自适应调控的复杂信息处理系统. 把智能“源于信息, 长于知识, 成于策略”^[22], 概括为“源于生物、启于目标, 长于知识, 成于策略”更符合智能的生物体特征.

智能系统及其模型研究是人工智能和智能科学领域最为重要的基础理论内容之一. 本文仅从生态演化的角度对智能系统的结构模型和形式化描述以及智能系统的一般性质进行了初步研究, 尚有很多问题没有涉及, 如系统功能模块的子结构及相互关系, 学习算法、情感、语言等. 特别是基本智能系统结构模型的应用和学习算法, 以及策略学习和运用的交替反馈算法, 结合强化学习、进化算法等研究新的实用化系统学习算法等, 有待进一步深入研究.

References

- 1 丘成桐. 2017 中国计算机大会报告: 现代几何学在计算机科学中的应用 [Online], available: <http://cncc.ccf.org.cn/struct/24>, October 26, 2017
- 2 2017 中国国际工业博览会院士圆桌会议: 人工智能与上海发展 [Online], available: <http://sh.eastday.com/m/20171109/u1ai10985568.html>, November 8, 2017
- 3 Hassabis D, Kumaran D, Summerfield C, Botvinick M. Neuroscience-inspired artificial intelligence. *Neuron*, 2017, **95**(2): 245–258
- 4 Chen Lin. The core basic scientific problem of the new generation of artificial intelligence: the relationship between cognition and computation. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2018, **33**(10): 1104–1106
(陈霖. 新一代人工智能的核心基础科学问题: 认知和计算的关系. 中国科学院院刊, 2018, **33**(10): 1104–1106)
- 5 China issues guideline on artificial intelligence development [Online], available: http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm, July 20, 2017
(国务院. 国务院关于印发新一代人工智能发展规划的通知, 国发(2017) 35 号 [Online]. 获取自 http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm, 2017 年 7 月 20 日)
- 6 Wang Fu-Dong. Structural intelligent system and its implementation. *Journal of the Hebei Academy of Sciences*, 1994, (1): 15–23
(王富东. 结构化智能系统及其实现. 河北省科学院学报, 1994, (1): 15–23)
- 7 Hu Bao-Sheng, Ding Gen-Ya. Synthesized intelligent system architecture and intelligent system generation. *Systems Engineering and Electronics*, 1994, (5): 78–80
(胡保生, 丁根芽. 综合智能系统结构与智能系统生成. 系统工程与电子技术, 1994, (5): 78–80)
- 8 Weng J Y, McClelland J, Pentland A, Sporns O, Stockman I, Sur M, et al. Artificial intelligence - Autonomous mental development by robots and animals. *Science*, 2001, **291**(5504): 599–600
- 9 Hutter M. *Universal Artificial Intelligence: Sequential Decisions Based on Algorithmic Probability*. Berlin: Springer-Verlag, 2005. 1–300
- 10 Hutter M. One decade of universal artificial intelligence. *Theoretical Foundations of Artificial General Intelligence*. Paris: Atlantis Press, 2012. 67–88
- 11 Franklin C. A foundational architecture for artificial general intelligence. In: *Proceedings of the 2007 Advances in Artificial General Intelligence: Concepts, Architectures and Algorithms*. Washington, USA: IOS, 2007. 36–54
- 12 Goertzel B, Iklé M, Wigmore J. The architecture of human-like general intelligence. *Theoretical Foundations of Artificial General Intelligence*. Paris: Atlantis Press, 2012. 123–144
- 13 Wang Y X. Neuroinformatics models of human memory: mapping the cognitive functions of memory onto neurophysiological structures of the brain. *International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence*, 2013, **7**(1): 98–122
- 14 Wang Y X. On abstract intelligence and brain informatics: mapping cognitive functions of the brain onto its neural structures. *International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence*, 2012, **6**(4): 54–80
- 15 Poo Mu-Ming, Xu Bo, Tan Tie-Niu. Brain science and brain-inspired intelligence technology — an overview. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2016, **31**(7): 725–736
(蒲慕明, 徐波, 谭铁牛. 脑科学与类脑研究概述. 中国科学院院刊, 2016, **31**(7): 725–736)
- 16 Zeng Yi, Liu Cheng-Lin, Tan Tie-Niu. Retrospect and outlook of brain-inspired intelligence research. *Chinese Journal of Computers*, 2016, **39**(1): 212–223
(曾毅, 刘成林, 谭铁牛. 类脑智能研究的回顾与展望. 计算机学报, 2016, **39**(1): 212–223)
- 17 Xu Bo, Liu Cheng-Lin, Zeng Yi. Research status and developments of brain-inspired intelligence. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2016, **31**(7): 793–802
(徐波, 刘成林, 曾毅. 类脑智能研究现状与发展思考. 中国科学院院刊, 2016, **31**(7): 793–802)
- 18 Ruan Mei-Hua, Yuan Tian-Wei, Wang Hui-Yuan, Wang Chao-Nan, Fu Lu, Chen Jing, et al. The strategic option of neuroscience and brain-inspired artificial intelligence in China: based on hundred of experts' insights. *Chinese Bulletin of Life Sciences*, 2017, **29**(2): 97–113
(阮梅花, 袁天蔚, 王慧媛, 王超男, 傅璐, 陈静, 等. 神经科学和类脑人工智能发展: 未来路径与中国布局 — 基于业界百位专家调研访谈. 生命科学, 2017, **29**(2): 97–113)

- 19 Lu H M, Li Y J, Chen M, Kim H, Serikawa S. Brain intelligence: go beyond artificial intelligence. *Mobile Networks and Applications*, 2018, **23**(2): 368–375
- 20 Yu Shan. From brain networks to artificial intelligence- opportunities and challenges in brain-inspired computing. *Science & Technology Review*, 2016, **34**(7): 75–77 (余山. 从脑网络到人工智能—类脑计算的机遇与挑战. 科技导报, 2016, **34**(7): 75–77)
- 21 Eliasmith C, Stewart T C, Choo X, Bekolay T, DeWolf T, Tang Y C, et al. A large-scale model of the functioning brain. *Science*, 2012, **338**(6111): 1202–1205
- 22 Zhong Yi-Xin. Artificial intelligence: Concept, approach and opportunity. *Chinese Science Bulletin*, 2017, **62**(22): 2473–2479 (钟义信. 人工智能: 概念·法·机遇. 科学通报, 2017, **62**(22): 2473–2479)
- 23 Shi Zhong-Zhi. Outlook intelligent science. *Scientific Chinese*, 2003, (8): 47–49 (史忠植. 展望智能科学. 科学中国人, 2003, (8): 47–49)
- 24 Shi Zhong-Zhi. *Intelligence Science*. Beijing: Tsinghua University Press, 2006. 1–551 (史忠植. 智能科学. 北京: 清华大学出版社, 2006. 1–551)
- 25 Cai Zi-Xing, Wang Yong. *Intelligent Systems: Principles, Algorithms and Applications*. Beijing: China Machine Press, 2014. 1–372 (蔡自兴, 王勇. 智能系统原理算法与应用. 北京: 机械工业出版社, 2014. 1–372)
- 26 Legg S, Hutter M. A collection of definitions of intelligence. In: *Proceedings of the 2007 Advances in Artificial General Intelligence: Concepts, Architectures and Algorithms*. Washington, USA: IOS, 2007. 17–24
- 27 Legg S, Hutter M. Universal intelligence: a definition of machine intelligence. *Minds and Machines*, 2007, **17**(4): 391–444
- 28 Cheng Hong. Comparative nervous system of the vertebrates. *Bulletin of Biology*, 2000, **35**(11): 12–14 (程红. 脊椎动物神经系统的比较. 生物学通报, 2000, **35**(11): 12–14)
- 29 Wang Ya-Ya. Cerebral cortex of vertebrate. *Bulletin of Biology*, 2005, **40**(1): 20–22 (王亚亚. 脊椎动物的大脑皮层. 生物学通报, 2005, **40**(1): 20–22)
- 30 Baars B J, Gage N M. *Cognition, Brain, and Consciousness: Introduction to Cognitive Neuroscience*. Beijing: Beijing Science Press, 2012. 1–653
- 31 Rose S. *The Future of The Brain: The Promise and Perils of Tomorrow's Neuroscience*. New York: Oxford University Press, 2006. 1–344
- 32 Eysenck M W, Keane M T [Author], Gao Ding-Guo, Xiao Xiao-Yun [Translator]. *Cognitive Psychology* (Fourth edition). Shanghai: East China Normal University Press, 2004. 1–557 (艾森克 M W, 基恩 M T [著], 高定国, 肖晓云 [译]. 认知心理学. 第4版. 上海: 华东师范大学出版社, 2004. 1–557)
- 33 Sui Ting-Ting, Wang Xiao-Feng. A novel object recognition method based on visual knowledge processing model. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(5): 760–770 (随婷婷, 王晓峰. 一种基于视觉知识加工模型的目标识别方法. 自动化学报, 2016, **42**(5): 760–770)
- 34 Sui Ting-Ting, Wang Xiao-Feng. Convolutional neural networks with candidate location and multi-feature fusion. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(6): 875–882 (随婷婷, 王晓峰. 一种基于 CLMF 的深度卷积神经网络模型. 自动化学报, 2016, **42**(6): 875–882)
- 35 Lin Yi. The past, present and future of general systems studies (continue). *Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition)*, 2002, **3**(1): 1–10 (林益. 一般系统论研究的过去、现在和未来(下). 空军工程大学学报(自然科学版), 2002, **3**(1): 1–10)
- 36 von Bertalanffy L [Author], Lin Kang-Yi, Wei Hong-Sen [Translator]. *General System Theory (Fundamentals, Development and Applications)*. Beijing: Tsinghua University Press, 1987. 1–279 (von Bertalanffy L [著], 林康义, 魏宏森 [译]. 一般系统论: 基础发展和应用. 北京: 清华大学出版社, 1987. 1–279)
- 37 Goodfellow I, Bengio Y, Courville A [Author], Zhao Shen-Jian, Li Yu-Jun, Fu Tian-Fan, Li Kai [Translator]. *Deep Learning*. Beijing: Posts & Telecom Press, 2017. 1–486 (Goodfellow I, Bengio Y, Courville A [著], 赵申剑, 黎彧君, 符天凡, 李凯 [译]. 深度学习. 北京: 人民邮电出版社, 2017. 1–486)
- 38 Zhou Zhi-Hua. *Machine Learning*. Beijing: Tsinghua University Press, 2016. 1–425 (周志华. 机器学习. 北京: 清华大学出版社, 2016. 1–425)
- 39 Li Chen-Xi, Cao Lei, Zhang Yong-Liang, Chen Xi-Liang, Zhou Yu-Huan, Duan Li-Wen. Knowledge-based deep reinforcement learning: a review. *Systems Engineering and Electronics*, 2017, **39**(11): 2603–2613 (李晨溪, 曹雷, 张永亮, 陈希亮, 周宇欢, 段理文. 基于知识的深度强化学习研究综述. 系统工程与电子技术, 2017, **39**(11): 2603–2613)
- 40 Lin Yi-Lun, Dai Xing-Yuan, Li Li, Wang Xiao, Wang Fei-Yue. The new frontier of AI research: generative adversarial networks. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(5): 775–792 (林懿伦, 戴星原, 李力, 王晓, 王飞跃. 人工智能研究的新前线: 生成式对抗网络. 自动化学报, 2018, **44**(5): 775–792)
- 41 Luo Jian-Hao, Wu Jian-Xin. A survey on fine-grained image categorization using deep convolutional features. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(8): 1306–1318 (罗建豪, 吴建鑫. 基于深度卷积特征的细粒度图像分类研究综述. 自动化学报, 2017, **43**(8): 1306–1318)
- 42 Liu Li, Zhao Ling-Jun, Guo Cheng-Yu, Wang Liang, Tang Jun. Texture classification: state-of-the-art methods and prospects. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(4): 584–607 (刘丽, 赵凌君, 郭承玉, 王亮, 汤俊. 图像纹理分类方法研究进展和展望. 自动化学报, 2018, **44**(4): 584–607)
- 43 Zhang Hui, Wang Kun-Feng, Wang Fei-Yue. Advances and perspectives on applications of deep learning in visual object detection. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(8): 1289–1305 (张慧, 王坤峰, 王飞跃. 深度学习在目标视觉检测中的应用进展与展望. 自动化学报, 2017, **43**(8): 1289–1305)

- 44 Goodfellow I J, Pouget-Abadie J, Mirza M, Xu B, Warde-Farley D, Ozair S, et al. Generative adversarial nets. In: Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal, Canada: MIT, 2014. 2672–2680
- 45 Ho J, Ermon S. Generative Adversarial Imitation Learning [Online], available: <https://arxiv.org/pdf/1606.03476.pdf>, February 2, 2017
- 46 Holland J [Author], Chen Yu [Translator]. *Emergence: From Chaos to Order*. Shanghai: Shanghai Science & Technical Publishers, 2001. 1–293
(Holland J [著], 陈禹 [译]. 涌现 — 从混沌到有序. 上海: 上海科学技术出版社, 2001. 1–293)
- 47 Wang M, Li H S, Miao Q, Bian G R. Intelligent control algorithm for ship dynamic positioning. *Archives of Control Sciences*, 2014, **24**(4): 479–497
- 48 Xie T H, Lin Y, Chi W, Yang Z Y. Intelligent identification of fires in ship compartments using a Bayesian network. *Journal of Marine Science and Technology*, 2016, **24**(4): 842–850
- 49 Borkowski P. Inference engine in an intelligent ship course-keeping system. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2017, **2017**: Article No.2561383
- 50 Wu Xiao-Feng, Zhang Zheng-Hai, Xu You, Fan Wei, Shi Yao, Yue Hong. System model for intelligent ships: an information flow oriented representation. *Ship Science and Technology*, 2016, **38**(10): 14–19
(吴笑风, 张郑海, 许攸, 范维, 石瑶, 岳宏. 基于信息流视角的智能船舶系统模型. 舰船科学技术, 2016, **38**(10): 14–19)
- 51 Yan Xin-Ping, Wu Chao, Ma Feng. Conceptual design of navigation brain system for intelligent cargo ship. *Navigation of China*, 2017, **40**(4): 95–98, 136
(严新平, 吴超, 马枫. 面向智能航行的货船“航行脑”概念设计. 中国航海, 2017, **40**(4): 95–98, 136)
- 52 Liang Yun-Fang, Xie Jun-Yuan, Chen Hu, Ji Han, Wu Hong-Cheng, Min Jie. Research and development review on smart ships. *Journal of Ship Mechanics*, 2017, (S1): 651–664
(梁云芳, 谢俊元, 陈虎, 季寒, 吴鸿程, 闵婕. 智能船舶的发展研究. 船舶力学, 2017, (S1): 651–664)



王晓峰 博士, 上海海事大学教授. 主要研究方向为人工智能, 数据挖掘与知识发现. 本文通信作者.

E-mail: xfwang@shmtu.edu.cn

(WANG Xiao-Feng Ph.D., professor at Shanghai Maritime University. His research interest covers artificial intelligence, data mining and knowledge discovery. Corresponding author of this paper.)



杨亚东 上海海事大学信息工程学院博士研究生. 主要研究方向为机器学习和图像处理.

E-mail: yangyadong03@stu.shmtu.edu.cn

(YANG Ya-Dong Ph.D. candidate at the College of Information Engineering, Shanghai Maritime University. His research interest covers machine learning and image processing.)