

仿生自然计算研究综述

寇光杰¹ 马云艳² 岳 峻¹ 邹海林¹

(鲁东大学信息与电气工程学院 烟台 264025)¹ (鲁东大学数学与统计学院 烟台 264025)²

摘 要 介绍了仿生自然计算这一新兴交叉学科的含义及研究范围,讨论了仿生计算与其它自然计算分枝的关系。将几种常见种仿生自然计算模型,按照人类社会、生物群体、个体、组织器官、细胞、分子等不同的层次进行了分类综述,并介绍了各种算法的最新研究进展。

关键词 仿生自然计算,进化计算,膜计算,免疫计算,DNA 计算

中图法分类号 TP30 文献标识码 A

Survey of Bio-inspired Natural Computing

KOU Guang-jie¹ MA Yun-yan² YUE Jun¹ ZOU Hai-lin¹

(School of Information and Electrical Engineering, Ludong University, Yantai 264025, China)¹

(School of Mathematics and Statistics, Ludong University, Yantai 264025, China)²

Abstract Bio-inspired natural computing is a rising interdisciplinary field. The meaning and the research scope of bio-inspired natural computing were introduced firstly. Then the relationships of bio-inspired computing and other branches of natural computing were discussed. Thirdly, the bio-inspired computing models proposed in recent years were classified and reviewed in the following levels: human society, biotic population, individual, tissue and organ, cell, molecule. Finally, the latest developments of these algorithms were introduced.

Keywords Bio-inspired natural computing, Evolutionary computing, Membrane computing, Immune computing, DNA computing

自然计算是研究自然界蕴含的计算能力以及受自然界启发的计算方法的独特研究领域,已经成为当前不确定人工智能的重要研究途径,并发展为一门内容丰富的新兴交叉学科。其研究内容可划分为 3 部分^[1]:自然启发的计算、自然仿真或模拟、利用自然物质计算。自然启发的计算又包括受生物启发的计算、受物理化学过程启发的计算(如光子计算、量子计算、模拟退火算法)等,其中受生物启发的计算分支研究最为活跃,各种新的算法、术语不断涌现。本文对近几年提出的各种仿生自然计算方法进行了归类总结,并介绍了最新研究进展及发展趋势。

1 生物启发自然计算的层次化分类

表 1 生物启发计算模型的层次化分类

仿生层次	仿生计算模型或典型算法
人类社会	文化算法
生物群	进化计算,群智能,蚁群算法,微粒算法,差分进化算法等
生物个体	人工生命
生物体内	神经网络计算模型
子系统	免疫系统计算模型
	内分泌系统计算模型
细胞	膜计算模型
分子	DNA 计算模型

生物启发的自然计算包含多种算法,为理清各算法之间的关系,本文从生物规模大小的角度进行了分类总结,目前常见算法的层次关系如表 1 所列。

2 受人类社会进化启发提出的算法

文化算法(Cultural Algorithm, CA)由美国学者 Reynolds 于 1994 年提出,该算法模拟了人类社会文化进化过程,在传统基于种群进化的算法基础上,构建了信度空间来提取进化过程中的各种信息,并将这些信息进行存储处理,然后用于指导种群的进化,该算法可用图 1 所示双层框架结构进行描述^[2,3]。

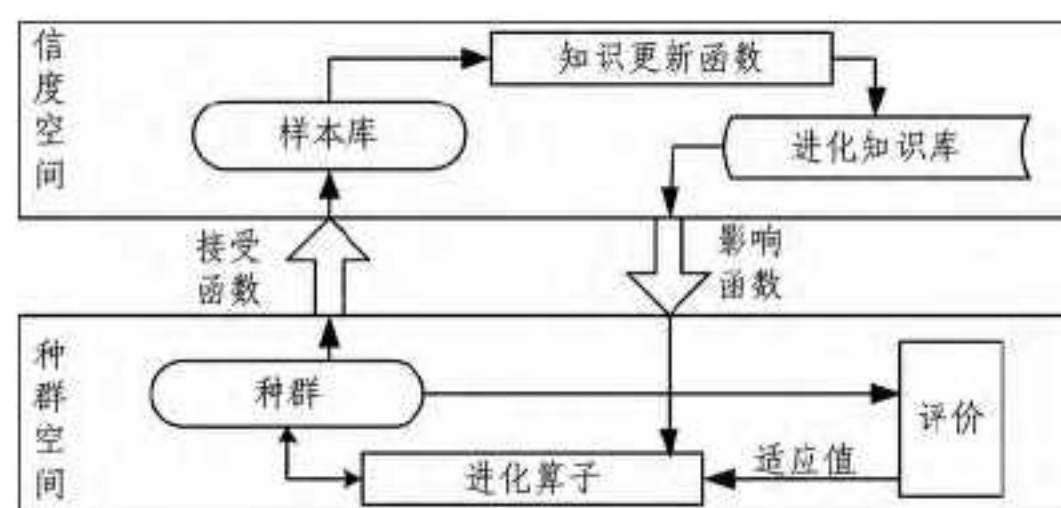


图 1 文化算法模型

图 1 所示文化算法模型由种群空间、信度空间、沟通渠道

本文受国家自然科学基金项目(61170161),山东省自然科学基金项目(ZR2012FM008),山东省科技发展计划项目(2012YD01056),山东省统计科研重点课题(KT13145),鲁东大学博士基金项目(LY201222,LY2013001)资助。

寇光杰(1977—),男,博士,副教授,主要研究方向为仿生自然计算,E-mail:kouguangjie@126.com;马云艳 女,博士,讲师,主要研究方向为统计学习;岳 峻 女,博士,教授,主要研究方向为智能信息处理;邹海林 男,博士,教授,主要研究方向为智能信息处理。

3 大元素构成,其中沟通渠道又由接受函数、更新函数、影响函数 3 个函数组成。该结构将个体微观进化和知识宏观进化两个不同粒度进化层面统一到一起,构成了一个多进化系统。上层信度空间中的知识进化是以底层种群中的个体进化为基础,其知识是个体经验的高度概括,呈现粗粒度性。下层种群空间的进化算法不受上层信度空间策略的影响,这种双层进化机制更加充分地利用了进化信息,提高了算法的效率和普适性。文化算法模型中,种群空间支持任何以群体为基础的进化算法(如遗传算法、进化规则、进化策略等),信度空间可以使用任何符号来描述解决问题的知识。目前文化算法在算法的理论研究、多目标优化问题的研究、并行文化算法的研究及高维约束优化问题的知识提取及利用等方面还有很多有待进一步研究解决的问题。

3 受生物群体智能机制启发提出的算法

3.1 进化计算

进化计算(Evolutionary Computing, EC)是以达尔文的进化论思想为基础,模拟生物进化过程与机制的求解问题的自组织、自适应的智能计算技术。生物进化是通过繁殖、变异、竞争和选择实现的,而进化算法则主要通过选择、重组和变异这 3 种操作实现复杂问题的求解。进化计算最经典的方法有:遗传算法、进化策略、进化规划和遗传程序设计^[4-6]。这些算法理论基础已经相对成熟,并在复杂问题优化、智能控制、图像处理、模式识别等多个领域中得到应用,可将它们归为第一代仿生计算算法。

3.2 群智能算法

群智能(Swarm Intelligence, SI)算法是研究群居性生物通过协作表现出的宏观智能行为的一类算法^[7,8]。这些算法多为 20 世纪 90 年代后提出,可将它们归为第二代仿生智能算法。群智能具有以下特点:控制是分布的,群体中每个个体都能改变环境,这是个体之间的某种间接通信方式,称为“激发工作”;群体中每个个体的能力或遵循的行为规则非常简单,但是通过个体之间的交互过程能够表现(突现)出复杂、自组织的智能行为。目前典型群智能算法有:蚁群算法^[9,10]、微粒群算法^[11,12]、人工蜂(鱼)群算法^[13,14]、细菌觅食算法^[15]、细菌趋药性算法^[16]、群搜索优化算法^[17,18]等。

4 受生物个体运行机制启发的仿生算法

人工生命(Artificial life)是 20 世纪 80 年代后期兴起的一门交叉学科。人工生命的概念是由美国 Langton 教授在 1987 年提出来的^[19],并把它定义为“研究具有自然生命系统行为特征的人造系统”。目前关于人工生命尚无统一的定义,不同学科背景的学者对它有着不同的理解。中国学者接触人工生命领域较晚。1997 年夏天,中国科学院系统科学研究所和自动化研究所联合举办了第 1 届人工生命及进化机器人的研讨会;2002 年 10 月,中国人工智能学会在北京主办了第 1 届“人工生命及应用”专题学术会议,并出版了论文集《人工生命及应用》,标志着我国对人工生命的研究进入了新的阶段。

人工生命研究的基础理论是细胞自动机理论、形态形成理论、混沌理论、遗传理论、信息复杂性理论、多 agent 系统理论等,研究对象是具有自然生命特征和生命现象的人造系统,研究的重点是人造系统的模型生成方法、关键算法和实现技

术。人工生命的主要研究领域包括:数字生命、数字社会、数字生态环境、人工脑、进化机器人、虚拟生物、进化算法等,其研究成果已经在娱乐、机器人、经济模型、交通流管理、人工生命算法与优化技术、信息提取和计算机科学等领域获得了广泛的应用^[20]。

5 受生物体内组织器官启发提出的算法

5.1 人工神经网络

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)又称为神经网络计算(Neural Computing),是由大量人工神经元经过广泛连接构成的复杂网络,可在一定算法指导下,模拟生物神经网络的某些智能行为,进而解决一些传统算法所不能胜任的智能信息处理和自然计算问题。模型繁多的人工神经网络可分为两大类:平均点火率神经网络和脉冲神经网络。平均点火率神经网络只考虑了空间累加,而未考虑时间累加。脉冲神经网络则既考虑了空间累加,也考虑了时间累加,故后者能更好地模仿生物神经元,拥有更强的计算能力。

平均点火率神经网络从最初的简单闭值神经元模型^[21]和 Hebb 学习规则^[22],到全反馈 Hopfield 模型^[23]和 BP 学习算法^[24],再到自组织映射网络^[25],整个发展过程经历了数次起伏。因该类型网络没有利用“时间”这一强大的计算资源,故其计算能力不及脉冲神经网络。

脉冲神经网络是一类神经网络的总称,具有脉冲发放、同时考虑时空编码的共同特征。该类网络最具代表性的模型是脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN),此模型为单层神经网络结构,具有无需事先学习训练、数据处理速度快的优点,又被称为第三代神经网络。在 Eckhorn 等人对猫的视觉皮层同步脉冲发放现象研究的基础上^[26],Johnson 等人提出了 PCNN 模型^[27]。该模型由一系列基本神经元组成,每个神经元的结构可表示为图 2 所示的 5 个子系统,它们对应的数学模型可用式(1)~式(5)迭代差分方程表示^[28-30]。

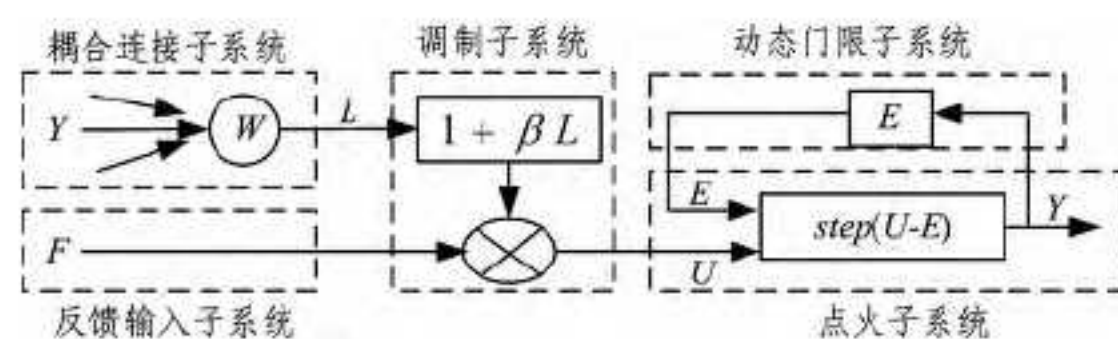


图 2 PCNN 神经元模型

$$F_{ij}(n) = e^{-\alpha_F} F_{ij}(n-1) + V_F \sum_{kl} M_{ijkl} Y_{kl}(n-1) + I_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (2)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n) (1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (3)$$

$$E_{ij}(n) = e^{-\alpha_E} E_{ij}(n-1) + V_E Y_{ij}(n-1) \quad (4)$$

$$Y_{ij}(n) = \text{step}(U_{ij}(n) - E_{ij}(n)) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > E_{ij}(n) \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (5)$$

式(1)为反馈输入子系统模型,式(2)为耦合连接子系统模型,式(3)为调制子系统模型,式(4)为点火子系统模型,式(5)为动态门限子系统模型。下标 i, j 表示数字图像中某一像素, k, l 表示中心像素邻域的像素, M, W 表示中心像素和邻域像素的连接权矩阵, I_{ij} 表示本神经元对应的像素, β 为调制子系统内部活动项连接系数。 α_F 和 V_F , α_L 和 V_L , α_E 和 V_E , 分别表示对应子系统迭代衰减时间常数和连接权放大系数。耦合

连接子系统和反馈输入子系统联合作用于调制子系统,该子系统的输出 U 与动态门限子系统输出 E 经过点火子系统的阶跃函数作用,最终决定神经元是否点火(输出 Y 是否为 1)。本神经元的状态会通过邻域神经元的耦合连接子系统对邻域神经元产生影响,当与邻域像素灰度值很相近时,又会引起邻域像素的点火,此即 PCNN 的同步脉冲发放特性和捕获特性^[27]。由于 PCNN 模型在每一时刻都有一个不同的点火阈值,随着阈值输出的衰减和迭代运算,PCNN 捕获现象可解释为是将具有灰度值和空间位置相近的像素通过神经元的点火行为而进行的图像多阈值分割。目前各种改进的 PCNN 模型已广泛应用到图像处理、模式识别、组合优化等领域^[31-36]。

5.2 人工免疫系统

人工免疫系统(Artificial Immune Systems, AIS),又称为免疫计算,是借鉴自然免疫系统机制来模拟免疫学功能、原理和模型,并以此来解决复杂问题的自适应系统。AIS 可以提供噪声忍耐、无教师学习、自组织、记忆等进化学习机理,是计算智能领域一个崭新的分支,其研究成果已广泛应用到了智能优化、计算机安全、数据挖掘与处理、故障诊断与控制、网络优化与设计等领域^[3,4]。

在认识到自然免疫系统具有学习、记忆和模式识别能力后,Farmer 等基于免疫网络学说提出了免疫系统动态模型,并分析了免疫系统与其它仿生智能方法的联系^[37]。1991 年 Bersini 等首次使用 AIS 实际问题^[38],1996 年首届关于免疫系统的专题会议在日本召开,从此 AIS 的研究进入了兴盛发展时期。关于 AIS 的研究进展以及与其它智能算法的比较可参考文献^[39-41]。

AIS 的进化寻优过程的主要算子包括亲和度评价、个体浓度评价子、激励度计算、免疫选择、克隆、变异、克隆抑制及种群更新等。编码方式可以是实数编码和离散编码。算法的基本流程如图 3 所示。

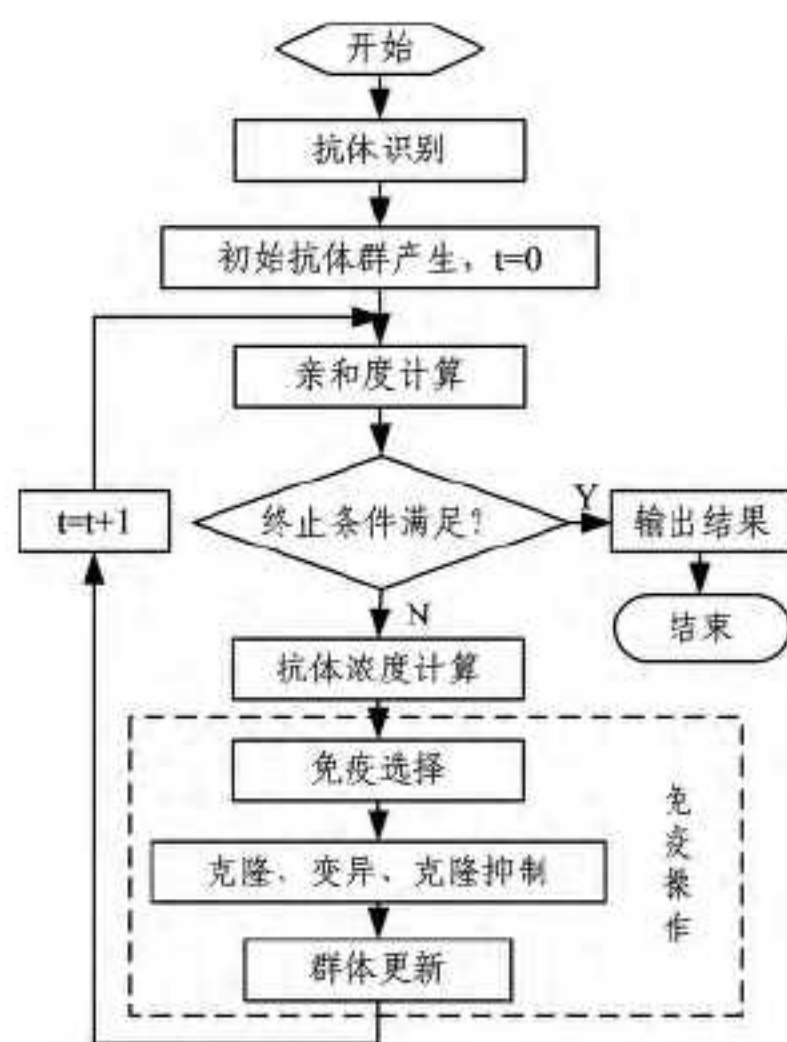


图 3 人工免疫算法处理流程

5.3 人工内分泌系统

人工内分泌系统(Artificial Endocrine System, AES)是指在研究人体内分泌系统的信息处理机制的基础上,构造出体现内分泌系统的信息处理特性的一类新的人工智能模型和方法。2003 年英国学者 Mark Neal 和 Jon Timmis 首次提出了“人工内分泌系统”的概念^[4,42],并根据生物机体的动态平衡原理,对神经-免疫-内分泌系统的综合研究进行了探索。近

年来,国际上越来越多的人工智能研究者开始意识到内分泌系统的分布式调节机制作为生物信息处理的一个重要组成部分,在开发新的人工智能模型和算法时不应忽视。相对而言,国内关于该方面的研究还较少^[43]。

目前 AES 的研究主要是从应用出发,针对特定的问题(比如规划问题)借鉴生物内分泌的调节思想,设计相应的求解算法。典型工作有:基于内分泌调节的动态平衡控制^[44],基于激素控制的变结构机器人研究^[45],基于内分泌调节的动机与情感模型^[46]等。

6 受生物体内细胞或分子启发而提出的计算模型

6.1 膜计算

膜计算(Membrane Computing, MC)是由欧洲科学院院士、罗马尼亚科学院院士 Gheorghe Păun 在 1998 年芬兰图尔库计算机中心的研究报告中首次提出的概念,正式论文于 2000 年见刊^[47]。膜计算是对生命细胞在分层结构中处理化合物的方式进行抽象得出的计算模型,具有分布式、极大并行性、非确定性等特点。鉴于 Gheorghe Păun 的巨大贡献,该类计算模型又被称为 P 系统。2003 年,膜计算被美国科学信息所评为计算机科学领域发展最快的前沿领域之一。

目前膜计算模型主要有细胞型^[48]、组织型^[49,50]和神经型^[51,52]3 类。细胞型膜计算模型模仿了细胞的结构和功能,由 3 部分构成:膜的层次结构、表示对象的多重集和进化规则。图 4 给出了一个包含 4 个膜的细胞型膜系统^[53],其中最外层的膜 1 又称为表层膜,它内部还包含了 $2, 3, 4$ 三个膜,不再包含其它膜的膜(如膜 3)又称为基本膜。每个膜所包围的部分称为区域,区域内又含有对象和进化规则。区域内的对象按照规则并行地进行演化,并且膜区域间可以相互通信。膜计算模型的形式化描述和计算过程可参考文献^[48]。

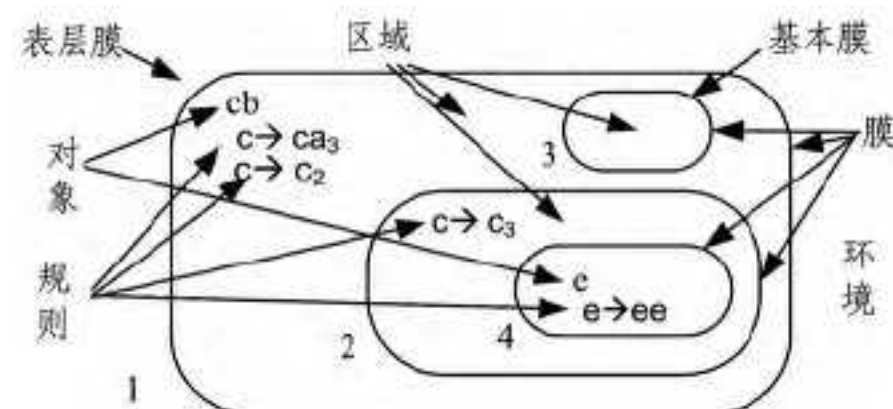


图 4 膜结构

组织型膜系统是细胞型膜系统的一种重要拓展模型,是将多个细胞自由放置在同一环境中,细胞和环境之间均可以包含对象,各细胞之间和细胞与环境之间可以采用相应规则进行通信^[49,50]。典型的组织型膜系统有 3 种:基本组织型 P 系统、种群 P 系统和 P 群。如果组织型膜系统中需要通信的各细胞之间的通信通道是事先通过规则给定的,则此类膜系统称为基本组织型 P 系统,如果通信通道是在计算过程中采用规则动态建立的,则此类系统称为种群 P 系统,如果环境中的细胞都是简单细胞,且细胞中的对象和使用的规则都是有限的,则此种组织型膜系统称为 P 群。目前,组织型膜系统仍有许多有待于深入研究和解决的问题^[54]。

神经型膜系统是受生物神经系统启发而最新提出的一种计算模型,是当前膜计算理论研究的热点。该膜系统中的细胞均采用神经元细胞。神经型膜系统有两种类型:基本神经型膜系统和脉冲神经型膜系统。前者是对组织型 P 系统的简单扩充,后者是目前研究的重点。

6.2 DNA 计算

1994 年,美国学者 Adleman 首次利用试管里 DNA 分子的生化反应机制成功解决了“七定点 Hamilton 路径”问题,并将成果发表在 Science 上,这标志着 DNA 计算的诞生。DNA 计算的本质是将大量随机的 DNA 分子相互杂交,根据 DNA 分子间的碱基互补配对原则,每个 DNA 分子链所携带的原始信息就会与其它 DNA 分子链携带的信息重新组合。然后按照一定的规则将原始问题的数据运算高度并行地映射成 DNA 分子链的可控生化过程,产生类似于数学计算过程某种组合的结果,并根据限定条件对其进行筛选,最后得出结果^[3]。

目前,DNA 计算的实现方式可以分为试管、表面、芯片 3 种。试管方式是指,DNA 计算所基于的生化反应在一个或多个试管的溶液里进行,该方式的优点是反应物可在溶液中充分混合而进行生化反应。表面方式则将对应于问题解空间的 DNA 分子固定于一块经过特殊化学处理的固体表面(如胶片、塑料、玻璃等),然后对表面上的 DNA 分子重复进行标记、破坏、去标记等操作,最后获得运算结果。该方式具有操作简单、易于实现自动化操作的优点。芯片方式是 DNA 计算研究的最终目标,但现在还有很多问题需要解决^[3,55]。

虽然 DNA 计算的研究过程中出现了很多意想不到的困难,但是,相对传统的电子计算机而言,DNA 计算仍有其独特的优点:1)高度的并行性,在一周内的运算量相当于所有电子计算机问世以来的全部运算量;2)存储量大,1 立方米的 DNA 溶液能够存储 1 万亿亿的二进制数据,远远超过目前所有计算机的总存储量;3)能耗低,DNA 计算所消耗的能力只有一台电子计算机完成同样计算所消耗能量的十亿分之一;4)DNA 分子的资源丰富^[3,56]。

结束语 从生物系统中获得灵感,探索解决复杂问题的求解方法,是信息科学下一步发展的一个重要研究途径。相对于传统优化算法而言,仿生自然计算的各种算法模型在解决 NP 问题、复杂非线性优化问题等方面具有明显优势。但是整体而言,目前仿生智能计算领域除了遗传算法、进化计算等少数比较经典的算法之外,其余的算法模型多数存在自适应能力偏差、模型参数过多和设置麻烦等一系列问题,离工程实用还有较大距离。该领域下一步的发展趋势可以从以下几个方面进行讨论。

在各种仿生算法模型的理论完善方面,首先,从数学上分析各种新型算法的收敛性、完备性。其次,将不同层次的仿生算法从生物系统整体层面考虑它们相互之间的关系,将目前已有的多种模型结合起来,取长补短,有望提出更加优秀的智能化仿生模型。比如,膜计算目前已经从最初的细胞型模型发展到了组织型膜系统、种群膜系统,这在生物系统的层次模型中已经跨越了细胞、组织器官、生物种群等多个层次,若能有效地将基于离散规则的膜计算模型和基于连续模型的神经网络模型结合起来研究,或者将群智能的理论引入到种群膜系统的规则建立中,必将极大促进各自领域的发展。

在新型仿生算法模型的软硬件实现方面,目前多数应用于优化领域的仿生算法都是软件模拟实现的,所以在性能效率等各方面还不能充分发挥出这些仿生算法的优越性。若能真正在基于生物介质上得以实现,建立起真正的 DNA 计算

机、膜计算机直到仿生自然计算机,那么各种仿生算法的优势将得以真正体现,这也是仿生自然计算研究的一个重要方向。

在仿生算法的应用领域拓广方面,除了应用于传统的复杂问题优化及控制等领域外,进一步拓展这类算法的应用领域,并从理论上证明它们的有效性,也是下一步仿生自然计算领域的一个重要的研究方向。

综上所述,经过不同学科领域研究人员多年的努力,仿生自然计算已经形成一个内容丰富的新兴交叉学科,所得成果为不确定性人工智能的发展提供了有力支撑。虽然仍有很多问题有待进一步研究和探索,但这种“师法于自然,作用于自然”的基本思想已经为我们指明了研究方向。

参考文献

- [1] de Castro L N. Fundamentals of natural computing: an overview [J]. Physics of Life Review, 2007(4): 1-36
- [2] Reynolds R G, Sverdlik W. Problem solving using cultural algorithms [C] // Proceedings of the 1st IEEE Conference on Evolutionary Computation. 1994, 2: 645-650
- [3] 段海滨, 张祥银, 徐春芳. 仿生智能计算 [M]. 北京: 科学出版社, 2011
- [4] 吴启迪, 康琦, 汪镭, 等. 自然计算导论 [M]. 上海: 上海科学技术出版社, 2011
- [5] Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems [M]. Ann Arbor, MI: University of Michigan Press, 1975
- [6] Koza J R. Genetic programming: on the programming on computers by means of natural selection [M]. MIT Press, 1992
- [7] Bonabeau E, Dorigo M, Theraulaz G. Swarm intelligence: from natural to artificial systems [M]. New York: Oxford University Press, 1999
- [8] Bonabeau E, Meyer. Swarm intelligence: A whole new way to think about business [J]. Harvard Business Review, 2001. 5: 107-114
- [9] Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V, et al. Distributed optimization by ant colonies [C] // Proceedings of the 1st European Conference on Artificial Life. 1991: 134-142
- [10] Dorigo M, Stutzle T. Ant Colony Optimization [M]. Cambridge: MIT Press, 2004
- [11] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. 1995: 1942-1948
- [12] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory [C] // Proceedings of the 6th International Symposium on Micro-Machine and Human Science. 1995: 39-43
- [13] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization [R]. Kayseri: Erciyes University, 2005
- [14] 李晓磊, 邵之江, 钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式: 鱼群算法 [J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(11): 32-38
- [15] Passino K M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control [J]. IEEE Control Syst. Mag., 2002, 22(3): 52-67
- [16] Muller S D, Marchetto J, Airaghi S, et al. Optimization based on bacterial chemotaxis [J]. IEEE Trans. Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 16-29
- [17] He S, Wu Q H. A novel group search optimizer inspired by ani-

- mal behavioural ecology[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation. Vancouver, BC, Canada, 2006; 4415-4421
- [18] He S, Wu Q H, Saunders J R. Group search optimizer; an optimization algorithm inspired by animal searching behavior[J]. IEEE Trans. Evolutionary Computation, 2009, 15(6): 58-66
- [19] Langton C G. Artificial Life[C]//The Proceedings of an International Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems. New Mexico; Los Alamos, 1987
- [20] 喻海飞, 汪定伟. 人工生命研究综述[J]. 信息与控制, 2004, 33(4): 434-439
- [21] McCulloch W C, Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity[J]. Bulletin of Mathematical Biophysics, 1943, 5: 115-133
- [22] Hebb D O. The organization of behavior-A neurophysiological theory[J]. Journal of Comparative Neurology, 1950, 93(3): 459-460
- [23] Hopfield J J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities[C]//Proc. Natl. Acad. Sci. USA, 1982, 79: 2554-2558
- [24] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representation by back-propagating errors[J]. Nature, 1986, 323: 533-536
- [25] Kohonen T. Adaptive, associative and self-organizing function in neural computing[J]. Applied Optics; Special Issue on Neural Networks, 1987, 26(23): 4910-4918
- [26] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies; simulation of results from cat visual cortex[J]. Neural Computing, 1990, 2(3): 293-307
- [27] Johnson J L, Padgett M L. PCNN models and applications[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 1999, 10(3): 480-498
- [28] 马义德, 李廉, 琰琨, 等. 脉冲耦合神经网络与数字图像处理[M]. 北京: 科学出版社, 2008
- [29] 邓翔宇, 马义德. PCNN 参数自适应设定及其模型的改进[J]. 电子学报, 2012, 40(5): 955-964
- [30] Wang Zhao-bin, Ma Yi-de, Cheng Fei-yan, et al. Review of pulse-coupled neural networks[J]. image and vision computing, 2010, 28: 5-13
- [31] Kuntimad G, Ranganath H S. Perfect image segmentation using pulse coupled neural networks[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 1999, 10(3): 591-598
- [32] Skourikhine A N, Prasad L, et al. Neural network for image segmentation[C]//Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering. 2000, 4120: 28-35
- [33] Gu Xiao-dong, Yu Dao-heng, Zhang Li-ming. Image Thinning Using Pulse Coupled Neural Network[J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(9): 1075-1084
- [34] Gu Xiao-dong, Yu Dao-heng, Zhang Li-ming. Image Shadow Removal Using Pulse Coupled Neural Network[J]. IEEE Transactions on neural networks, 2005, 16(3): 692-698
- [35] Wang Xiao-bin, Qu Hong, Zhang Yi. A modified pulse neural network for shortest-path problem[J]. Neurocomputing, 2009, 72: 3028-3033
- [36] Berg H, Olsson R, Lindblad T, et al. Automatic design of pulse coupled neurons for image segmentation[J]. Neurocomputing, 2008, 71(10-12): 1980-1993
- [37] Farmer J, Packard N, Perelson A. The immune system, adaption and machine learning[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1986, 22(1-3): 187-204
- [38] Bersini H, Varela F. Hints for adaptive problem solving gleaned from immune network[J]. Parallel Problem Solving from Nature, 1991, 496: 343-354
- [39] Dasgupta D. Artificial neural networks and artificial immune systems: Similarities and differences[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 1997: 873-878
- [40] 莫宏伟, 左兴权, 毕晓君. 人工免疫系统研究进展[J]. 智能学报, 2009, 4(1): 21-29
- [41] 焦李成, 杜海峰. 人工免疫系统进展与展望[J]. 电子学报, 2003, 31(10): 1540-1548
- [42] Neal M, Timmis J. Timidity; a useful emotional mechanism for robot control[J]. Informatics, 2003, 27: 197-204
- [43] 雷杨, 尤海峰, 王煦法. 神经内分泌计算模型及其在机器人避障中的应用[J]. 小型微型计算机系统, 2010, 31(9): 1190-1193
- [44] Arkin R C. Dynamic replanning for a mobile robot based on internal sensing[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. 1989: 1416-1421
- [45] Shen W M, Salemi B, Will P. Hormone for self-reconfigurable robots[C]//Proceedings of International Conference on Intelligent Autonomous Systems. 2000: 918-925
- [46] Canamero D. Modeling motivations and emotions as a basis for intelligent behavior[C]//Proceedings of the First International Conference on Autonomous Agents. New York, USA, 1997: 148-155
- [47] Păun G. Computing with Membranes[J]. Journal of Computer and System Sciences, 2000, 61(1): 108-143
- [48] Păun G. Membrane computing. An introduction [M]. Berlin: Springer, 2002
- [49] Martín-Vide C, Păun G, Pazos J, et al. Tissue P systems [J]. Theoretical Computer Science, 2003, 296(2): 295-326
- [50] Freund R, Păun G, Perez-Jimenez M J. Tissue P systems with channel states[J]. Theoretical Computer Science, 2005, 330(1): 101-116
- [51] Păun A, Păun G. Small universal spiking neural P systems[J]. Biosystems, 2007, 90(1): 48-60
- [52] Ionescu M, Păun G, Yokomori T. Spiking neural P systems[J]. Fundamenta Informaticae, 2006, 71(2/3): 279-308
- [53] 张葛祥, 潘林强. 自然计算的新分支-膜计算[J]. 计算机学报, 2010, 33(2): 208-214
- [54] Păun G. Tracing some open problems in membrane computing [J]. Romanian Journal of Information Science and Technology, 2007, 10(4): 303-314
- [55] Paun G, Rozenberg G, Salomaa A. DNA Computing: New Computing Paradigms[M]. New York: Springer, 1998
- [56] 刘文斌, 朱翔鸣, 王向红, 等. NA 计算的研究进展[J]. 电子学报, 2006, 34(11): 2053-2057