

自然计算研究进展

莫宏伟

(哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:自然计算是计算机科学与人工智能领域中重要的研究内容之一。经过几十年的发展,已经逐渐发展成为涉及多个学科的新兴交叉研究领域,其研究目的在于从自然界中寻求解决人类所面临的复杂问题的方法。早期自然计算主要集中在进化计算、人工神经网络、模糊系统3个主要方面,近20年研究人员提出群体智能、人工免疫系统、DNA计算等新方法。对群体智能等新方法的研究现状、发展趋势、存在的问题进行分析,指出未来发展重点和方向。

关键词:自然计算;生物启发的计算;群智能;分子计算

中图分类号:TP3.05 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2011)06-0544-12

Research advance on natural computing

MO Hongwei

(College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: Natural computing is one of the important research areas in the field of computer science and artificial intelligence. It is a new research field which involves many disciplines following development spanning several decades. The aim of natural computing is to seek for the solution to difficult problems faced by humans from nature. Natural computing focused on evolution computing, artificial neural networks, and fuzzy systems in its early days. Over the last two decades, several new natural computing methods, such as swarm intelligence, artificial immune systems, and DNA computing have been proposed. In this paper, it presents research situations, development tendencies, and other matters surrounding new methods such as swarm intelligence were analyzed. Areas of future emphasis and direction in development were also pointed out.

Keywords: natural computing; biology-inspired computing; swarm intelligence; molecular computing

自然计算是自然解决各种问题的理论。遗传算法、人工神经网络、模糊系统等经典方法从诞生至今已经各自演变成相对独立的人工智能研究领域,保持着长久不衰的生命力,半个多世纪以来不断得到改进,衍生出众多新方法。特别是最近20余年,有关进化计算的学术论文逐年增加,主要发表在《IEEE Transactions on Evolutionary Computation》和《Evolutionary Computation》等杂志以及在CEC、GECCO、PPSN、FOGA和EuroGP等国际学术会议上。焦李成等人2008年在《Evolutionary Computation》上提出了

一种求解多目标优化的免疫算法——非支配邻域免疫算法^[1],是该期刊创刊以来国内学者在该刊物发表的第2篇论文。唐珂、王勇等一批国内青年学者在进化计算研究领域发表了一批高水平论文^[2-4],取得国际瞩目的成果。有关多目标进化算法的研究也渐成体系^[5-6]。近年来,进化计算的研究已相对成熟,基本算法设计、基本理论研究方面趋于完善,一些基于演化原理的、为更好解决实际问题的算法,如多目标演化算法、协同演化算法、约束优化演化算法以及将演化计算与神经网络等方法、技术相结合引起了研究者们广泛的兴趣^[7]。

神经网络近些年在理论和应用2个方面都取得了丰硕成果。例如在神经网络与认知科学的结合、神经网络与量子理论的结合、神经网络与进化算

收稿日期:2011-04-01.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61075113);中央高校基本科研业务自由探索基金资助项目(HEUCF110441)。

通信作者:莫宏伟. E-mail: honwei2004@126.com.

法的结合、神经网络与生物医学的结合、神经网络与灰色系统的结合以及与其他多种智能技术结合的各种混合神经网络. 代表性研究成果有:脉冲耦合神经网络^[8]、神经网络集成^[9]等. 应用技术研究不断深入,涉及民用和军用领域^[10].

经过40多年的发展,模糊集已经成为一个理论基础雄厚、学术影响深远的交叉学科. 理论研究方面,模糊分析学、模糊代数学和模糊拓扑学等分支成果丰硕. 应用研究方面,模糊控制、模糊聚类分析、模糊模式识别、模糊神经网络和模糊专家系统等发展迅速. 国际模糊集理论研究,主要集中在模糊集理论、模糊集以及与其他理论的交叉融合技术等方面^[7,11].

在上述3种经典自然启发的计算算法基础上,从20世纪90年代起,基本每10年左右就会涌现一批新的自然计算方法,20世纪90年代初代表性的有蚁群算法(ant colony optimization, ACO)^[12]、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)^[13]、免疫算法^[14-15]、文化算法^[16]、DNA计算^[17]、细胞膜计算^[18-19]、Memetic算法^[20],前2种算法又形成一个新的自然计算分支——群体智能,其中粒子群算法影响最大^[21]. 2000年以后的10年,人工免疫系统发展迅速^[22],这一时期,人工鱼群算法(artificial fish swarm optimization, AFSO)^[23-24]、细菌觅食算法(bacteria algorithm, BA)^[25]、蜂群算法^[26]、生物地理优化算法(biogeography-based optimization algorithm,

BBO)^[27]、人群搜索算法^[28]、萤火虫算法^[29]、野草入侵优化算法^[30]、量子群智能算法^[31]、生态系统算法^[32]、化学计算^[33]等新方法不断涌现,使自然计算家族不断壮大.

上述所有自然启发的计算可以分成:生物启发的计算^[34],包括受各种生物系统启发而设计的多种算法;受物理现象或规律启发的计算,包括模拟退火算法^[35]、量子计算^[36]、磁场优化算法^[37]等;化学启发的计算是利用化学反应过程实现问题求解. 如果从广义的角度把人类社会及思维看作是自然界生物的一部分,则受人类社会启发的计算也应该看作是自然计算的一部分,比如智能主体、形式语言等. 这3种类型的计算的共同特征具有较高的智能性.

自然启发的计算实际上是自然计算的一部分. 根据文献^[38]的观点,自然计算内容扩展如图1所示. 主要包括3方面:1)受自然启发,用现代计算机高级编程语言来实现,应用范围广泛;2)利用现代计算机建立自然系统的模型和仿真系统,研究自然界及生物本身,如人工生命、人工植物;3)利用生物或物理、化学性能或机制设计能够突破冯氏计算机结构限制的装置、设备,如分子计算机、生物计算机、量子计算机、光子计算机等. 本文限于篇幅,不能一一阐述所有自然计算内容,只以生物启发的计算中相对更为活跃的群体智能以及效率更高的分子计算为重点,阐述自然计算发展的趋势、特点以及存在的问题,并对未来的发展方向进行探讨.

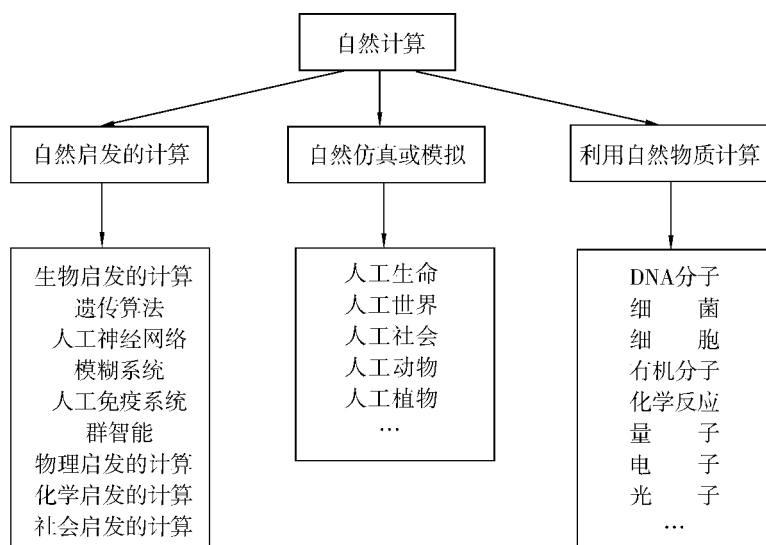


图1 自然计算的内容

Fig.1 Content of natural computing

1 生物启发的计算

生物启发的计算的研究有双重目的:可以解决生物学以外的工程和科学问题;反过来,这些方法又能提供新的工具和技术用于研究解决生物学本身的问题。

1.1 群体智能

群体智能(swarm intelligence, SI)是一种模仿自然界动物昆虫觅食筑巢行为的计算技术,研究由若干简单个体组成的分散系统的集体行为,其中每个个体与其他个体以及环境都有相互作用。Bonabeau 定义群智能为:任何受到社会昆虫群体和其他动物社会集体行为启发所设计的算法或者分布式问题求解设备^[39]。群智能算法着眼于自然界中的生物社会群落,比如蚁群、鸟群、乃至人群等社会群体行为。目前 SI 包括粒子群优化算法、蚁群算法、人工鱼群算法、蜂群算法、细菌算法以及生物地理优化算法等。

1.1.1 细菌优化算法

细菌为了觅食采取必要的行动使每单位时间摄取的能量最大化,自然界中的细菌觅食策略行为实际上可看作是一种优化策略,隐含的思想可以用于解决实际优化问题。在细菌群体觅食行为中,具有一种趋药性,这种性质促使细菌试图运动到营养浓度高的地方以避免有害物质并从经过的物质中搜索路径。基于细菌觅食和趋药性概念, Muller 和 Passino 分别提出细菌觅食优化算法(bacteria foraging optimization algorithm, BFOA)^[40]和细菌趋药性算法(bacterial chemotaxis algorithm, BCA)^[41]。这2个算法虽然在实现步骤上有很大不同,但在模拟生物机制上存在交叉。文献[42]提出变化环境细菌觅食方法,利用基于个体的模型方法模拟细菌活动和细菌群体的进化;文献[43]提出基于 BFOA 独立主元素分析,该算法产生的均方差性能比约束遗传算法的 ICA 更好;文献[44]提出经典梯度下降搜索模式下模拟趋药性的数学分析;文献[45]提出 GA 和 BFOA 混合,提出的算法在几个数值测试上和 PID 控制器设计上超过 GA 和 BFOA;文献[46]提出一个模糊参考模式,选择最优趋药步骤,得到模糊细菌聚集 FBF,该方法不适合优化测试函数;文献[47]将 BFOA 与 PSO 混合的细菌群体优化,统计意义上比经典方法好。BFOA 已经成功用于控制器设计^[48]、股票预测^[49]、电力系统问题^[50],本文作者将 BFOA 优化 K-means 聚类中心,得到细菌觅食聚类算法并用于图像分割,取得较好效果^[51]。

研究趋药性算法的先驱是 Brenermann 及其同事^[13]。基本 BCA 依赖于单个细菌的运动行为,它不断地感受它周围的环境变化并且只利用它过去的经验来寻找最优点,具有较强的简单性、鲁棒性。但基本 BCA 性能只和基本的遗传算法相当,在某些情况下性能还要比一些改进的遗传算法差。李威武等在 BCA 基础上提出了 BCC 算法^[52],这种算法将群体智能的思想引入到 BCA,使用多条细菌组成的菌群进行寻优。BCC 算法虽然提高了 BCA 的优化能力,但必须使用大量细菌才能使算法的优化能力有所高,文献[53]借鉴了微遗传算法的思想,将之应用于菌群算法,提出了一种微细菌群趋药性(M-BCC)算法。在 M-BCC 算法中有2个菌群,一个菌群是寻优菌群,另一个菌群是库存菌群。M-BCC 算法在寻优能力方面要优于 BCC 算法。文献[54-55]分别对该种算法进行了简单综述和改进研究。

1.1.2 蜂群算法

蜂群也是一种典型的群体昆虫,与其他社会昆虫有类似的结构。一些研究人员提出模拟蜜蜂群体的特殊智能行为的模型,应用于组合优化问题^[56-64]。Tereshko 把蜂群看成动态系统,搜集来自环境的信息,根据这些信息调节其行为^[56]。Tereshko 和 Loengarov 研究了一种基于蜜蜂觅食思想的机器人群体协同机制。实验显示类昆虫机器人在实际机器人任务中是成功的。他们开发了觅食选择的最小模型,导致集体智能的涌现。该系统由食物源、工蚁和非工蚁3个基本组成,定义了2个行为模式:恢复食物源和放弃食物源^[57-58]。Tereshko 还提出在求解复杂交通和运输问题采用群智能开发人工系统^[59-60]以及蜂群优化元启发算法,能求解组合优化问题以及不确定组合问题^[61]。Drias 等人引入一个新的智能方法或者元启发方法,称为蜂群优化(bees swarm optimization, BSO),并用它解决最大权满足问题(max-sat)^[62]。类似地, Benatchba 等人引入基于蜜蜂繁殖过程的元启发解决 3-sat 问题^[63]。Wedde 等人受到蜂蜜过程、交流和评价方法的启发提出一个新的路径算法,称为 BeeHive^[64]。在该算法中,蜜蜂主体通过称为觅食区的网络区域巡游,在它们的路径上,网络状态的信息不断分配,用于更新局部路由表。

上述都是组合优化问题。有3个连续优化算法,基于蜂群算法的智能性^[65-67]。Yang^[65]开发了虚拟蜜蜂算法(VBA)优化二维数值函数,算法产生一群虚拟蜜蜂,通过这些蜜蜂的相互作用强度获得问题的解。Pham 等^[66]提出应用几个控制参数的蜜蜂算法。

对于优化多变量和多模态函数, Karaboga^[67]提出可人工蜂群算法(ABC), Basturk 和 Karaboga 在有限测试问题上比较了 ABC 和 GA^[68]、PSO 和 PS-EA^[69]以及 DE、PSO 和 EA 的性能^[70]。ABC 算法已经应用到约束优化问题^[71]、神经网络训练^[72-73]、设计 IIR 滤波器^[74]和叶约束最小生成树问题^[75]。文献[76]将 ABC 算法与遗传算法和其他群智能算法在 50 个不同类型函数问题上进行了大规模全面比较和分析, 结果显示 ABC 算法性能好于或者近似其他群智能算法, 优势在于算法控制参数较少。

1.1.3 生物地理优化算法

生物地理优化算法(biogeography-based optimization, BBO)是美国学者 Simon 于 2008 年正式提出的一种新型优化算法, 是一种新的生物地理学启发算法, 用以解决全局最优解^[27]。它主要通过物种的迁移算子来实现信息资源共享, BBO 是在生物地理学的数学模型基础上实现的一种全局性优化方法。

文献[27]介绍了如何基于生物地理学的基本理论设计该优化算法, 给出了算法的基本理论框架和步骤。在所给出的 8 个典型函数和一个飞机发动机传感器选择的实际问题上的测试表明, 该算法虽然结构比较简单, 但在多数测试问题上表现均优于现有的遗传算法、粒子群算法、蚁群算法等其他 7 个常用的优化算法。文献[77]提出了对立生物地理学优化算法。马海平^[78]推广了生物地理理论中的物种平衡数, 探讨了 6 种不同的迁移模型, 通过实验表明正弦迁移曲线性能最优。龚文银等^[79]扩展了原有的 BBO, 提出一种实数编码的 BBO 方法, 同时引进邻域搜索算子。杜大伟等^[80]融合进化策略, 同时提出一种设定阈值的移民拒绝方法。龚文银等还将 BBO 融入 DE, 提出一种混合的差异进化方法, 该方法有效地结合了 DE 的探索能力和 BBO 的开采能力, 另外也研究了种群的规模、维数、不同的变异方案和自适应控制参数对该混合方法的影响^[81]。马海平^[82]推广了生物地理理论中的物种平衡数, 讨论了 4 种不同的迁移模型, 通过实验表明线性迁移率比常数迁移率的优化效果更好。Dan Simon 对 BBO 进行了简化, 提出了 3 种简化的 BBO 算法理论模型, 对群体进行概率分析, 证明了算法在不同简化形式下得到最优解所需要的代数数和期望的改进量, 而且这些量都与群体数量相关^[83], 发展了 BBO 的马尔可夫分析, 对比了 BBO 和简单遗传算法的马尔可夫分析, 对精英策略的选择也进行了讨论^[84]。在 BBO 应用方面, 文献[85]提出利用 BBO 进行天线阵列分析的算法。文献[86]则提出了量子与生物地理学算

法结合的新算法。文献[87]采用群计算技术处理图像分类, 文中使用一个新的群数据聚类方法, 该方法基于人工蜜蜂花簇授粉进行卫星图像像素的聚类, 使用该方法获得了高精度卫星图像分类。文献[88]利用该算法解决经济负载分配问题。本文作者将 BBO 算法用于求解 TSP 问题, 通过多个旅行商(TSP)经典测试问题证明生物地理学思想是一种求解 TSP 问题新的有效手段^[89]。

1.1.4 群体智能发展问题

自然计算的启发源于微小的细菌、活跃的蜜蜂, 发展到大规模动物迁移, 并已经开发出相应的有效算法。上述多种群体智能算法在理论和应用方面发展程度不一, 但都远未达到成熟阶段。所有群体智能算法的一个共同特征是候选解以群体形式向着搜索空间中更好的解区域移动, 共同挑战是如何结合生物群智能以加速向最优解收敛, 避免局部最优解, 这也是所有自然计算优化求解的共性问题。群体智能发展主要有以下几个方面的问题值得关注:

1) 观察和发现生物群体中新的行为模式, 借鉴生物学成果进行建模和分析, 以进一步改进现有算法和开发新的 SI 算法。比如生物学上对一种趋磁性细菌的研究的关注^[90]。

2) 数学理论基础相对薄弱, 缺乏具备普遍意义的理论性分析。

3) 充分发挥其固有的强并行性, 与最新计算机软硬件技术尤其是嵌入式系统相结合, 服务于实际应用。

4) 同其他的进化算法一样, 群体智能也是概率算法, 对于解决实际问题而言存在可靠性方面的风险。

5) 学习、推理、知识处理在群体智能中的应用研究。

1.2 分子计算

分子计算是一个跨学科的研究领域。这里的计算不只局限于狭义的算法, 而是泛指在自然界中物理、化学以及生物分子水平上研究新的计算模式和方法。分子计算就是试图研究分子在信息处理方面的计算能力。分子计算思想直到 1994 年 Adleman 对一般目的的 DNA 分子计算机方面取得突破性进展^[17], 才被证实。

1.2.1 DNA 计算

DNA 计算的研究内容包括: DNA 计算的通用模型、DNA 链大规模并行性计算模型、不同自然发生结构的 DNA 计算模型(尤其是循环和其他非线性结构)、在细胞层次上利用自然发生的生物操作的分子计算模型^[90]。

DNA 计算模型主要划分为非限制性模型和限制

型模型. 非限制模型的操作对象是单个 DNA 串(基因), 而限制型模型的操作对象是 DNA 串的状态集合(染色体). 许多研究学者不仅研究了各种 DNA 算法来提高 DNA 的计算能力和降低其复杂性, 而且也提出了与电子计算模型对应的分子模型的 DNA 算法, 如 DNA 加、DNA 算术与逻辑运算、分子矩阵乘和因式分解法等. 利用 DNA 的分子计算的优点是每个 DNA 分子可以作为一个单独的处理功能, 这意味着极大加快了解决复杂问题的速度^[91].

DNA 分子计算的优势还在于其远远超越电子计算的存储容量以及极小的能量消耗.

文献[92]提出一种 DNA 计算启发计算模型, 可以在液体环境中漂浮的双链结构上进行计算, 通过类似 DNA 计算的重写规则实现, 并提出利用膜计算作为实现这些规则的生物技术手段.

DNA 计算主要问题集中在 DNA 计算的形式模型、复杂问题求解、DNA 的计算复杂性、DNA 计算机实现(比如如何降低试管操作的复杂性)等多方面. 可以借用 DNA 机制与自然启发的计算结合或融合, 但如果 DNA 算法只在电子计算机上实现, 显然失去了开发这种计算模式的生物优势和意义.

1.2.2 从计算观点看蛋白质

蛋白质作为神经元的受体和神经元介质控制大脑的电子活动, 也是免疫系统的主要元素. 从计算观点看, 现有所有的生物系统的信息基础由统一的编码——一个缩氨酸表组成, 其中的词就是蛋白质分子. 在计算机术语中, 可以说基因编码是软件(指导或者编程), 而蛋白质看作硬件(执行程序的生物物理装置)^[93].

虽然基因编码蛋白质非常简单, 但这些生物物理机制不容易发现. 存储遗传编码的 DNA 双螺旋结构的空结构是由同一平面中非常精确的分子形态之间的弱相互作用形成的. 空结构是生物分子中几何对应的最显著的例子之一. 在蛋白质情况, 这个层次的理解还没有达到. 但如下原理是显然的^[94]: 1) 蛋白质的空间配置由其氨基酸(字母)线性序列(词)组成; 2) 空间配置决定任何蛋白质的功能.

在编码和蛋白质配置之间的第 1 个对应是原初形式由自我组装或者折叠机制确定. 一个蛋白质的功能和空间配置之间的第 2 个对应是由分子识别机制实现的, 如双螺旋结构, 这些机制基本基于蛋白质分子的不同部分之间和不同蛋白质分子之间的弱相互作用.

自我装配(或者折叠)是蛋白质分子链的能力. 蛋白质以独特的、精确的方式利用重叠能力调节自

身结构适应自身功能. 折叠机制确保一个蛋白质分子的独特性质. 这个独特性编码表现在蛋白质链灵活的变化中. 这些特征确保一个蛋白质分子的折叠更迅速无误, 以提供具有必要的功能和灵活性的蛋白质.

蛋白质能选择性识别合适的模式或者拒绝不合适的模式, 这种识别能力能够改变其空间结构, 这个现象称为变构效应. 由于变构效应, 蛋白质有时能结合以前不能结合的一个蛋白质或者另一个分子, 这样能够结合新蛋白质形成所谓的分子环或免疫网络^[95].

目前, 关于蛋白质计算的研究并不多, 有许多空白点值得挖掘, 像 DNA 计算等其他分子计算一样, 有望成为未来分子计算的研究热点. 文献[96]利用概率转换树对模拟蛋白质计算进行了研究, 提出了一种新的通用的计算技术, 基于蛋白质相互作用的仿真, 设计大规模并行分布式概率计算方法, 并用于特征图象识别. 文献[97]将 DNA 计算与蛋白质特性结合起来, 证明蛋白质可以表示 DNA 计算所得到的解.

1.2.3 分子计算现状

自然界的生命系统层次简单地分为分子、细胞、组织(尤其是脑)、个体、社会和生态系统, 每个层次都是计算生命科学研究的主题和目标. 分子计算也属于“计算生命科学”这个研究领域的一部分. 计算生命科学的目的是从计算理论观点理解生命系统, 并应用这个研究结果到生物工程. 这里, 分子计算考虑如何建立人工系统, 研究生命系统的最基本层次.

从计算角度, 分子计算重点在于研究分子的计算能力, 尤其是生物分子的计算能力, 以便利用其实现信息处理, 希望信息处理运算更快、更小(纳米尺度), 以及提高成本、效率(节省能量), 也希望出现新的信息处理计算模型, 基于新的计算模型设计不同类型的计算机. 分子计算考虑的不仅是计算机也包含其他应用, 如纳米机器、微机械、生物系统中的信息处理等. 复杂纳米机构的自治信息也被认为是一种计算形式, 这种分子自组织也是分子计算的重要主体之一. 这样的技术是分子电子的基础, 分子计算在设计一般分子计算机中更基础. 在美国, 生物分子计算协会在 DARPA 和 NSF 支持下成立于 1997 年. 协会不仅研究高性能大规模并行性分子计算, 也研究利用在纳米尺度上的反应节省能量的计算.

纳米制作装配技术是分子计算应用中活跃的领域, 被认为是纳米技术的一部分. 由于 DNA 是流行的分子工具, 人们称它为 DNA 纳米技术. Winfree 提

出的 DNA 瓦片就是这样一种具有 DNA 的纳米技术 (DNA 纳米技术). 在一个 DNA 瓦片链末端含有可变序列, 这些瓦片能自集合为规模模式, 而且能成为一个在单链末端实现的特殊算法指定的结构. 这个形式的自集合可用于设计一个模板, 取代分子电子学中的分子逻辑门^[98].

另一个有前景的分子计算应用是基因分析, 如 DNA 指纹. 在美国生物分子计算协会的研究中, 应用分子计算智能测量技术提高了 DNA 芯片的性能.

在欧洲, Rozenberg 建立了分子计算协会, 总部在 Leiden 的自然计算中心, 许多欧洲研究组织参与到该协会. 欧洲的研究组织突出强调分子计算的理论方面, 特别是与形式语言理论有关的图灵计算能力和分子反应的计算复杂性得到积极研究. 主要研究内容及结果有: Yokomori 研究组基于新的计算范例得到许多理论结果, 如拼接系统和自组织. 尤其是他们提出称为“计算 = 自我集合 (assembly) + 转换”的新计算模式, 阐明了分子的固有计算能力. 分子计算分析及其设计策略: 为了帮助分子算法和反应系统的实验设计, Hagiya、Nishikawa、Arita 和 Rose 仿真研究了分子计算的计算复杂性、反应机制和序列设计, 尤其是虚拟核酸仿真器, 能够在计算机中复现分子计算, 序列设计的标准也得到积极研究.

日本科学促进协会早在 1996 年就开始从不同角度研究分子计算机的理论和建设, 如通过生物启发的自适应系统来研究广泛的进化计算. 其他正在进行的相关研究包括: 人工细胞设备、化学信息芯片, 该项技术是高性能和大规模分子计算不可缺少的; 生命信息处理器和外部环境接口系统的设计和制作, 重点是信号转换, 尤其是细胞膜受体. 在其生物化学方法中, 细胞膜蛋白质期望作为未来细胞计算机的输入输出设备, 信号转换的功能就是活细胞中的计算.

目前, 国外的上述研究组织已经开始长期的积极交流计划, 包括分子记忆等几个联合研究项目正在进行中^[99]. 国内在这方面的研究成果还不多见.

1.2.4 分子计算的问题

分子计算是对量子计算的补充, 寻求在单个分子内读写、处理信息的方法. 目前的研究结果使人们不再相信 DNA 计算机将比传统数字计算机更快地解决 NP 完全问题. 现代计算机能没有误差地解决超过几百个变量的可满足性问题. 要达到同样的速度和质量, DNA 计算机要在算法及执行上经历不可估量的量的突破.

研究人员现在认识到用分子计算机与数字计算

机竞争不是好主意, 把 NP 完全问题仅看作评估分子计算机的测试基准. 因此将分子计算机与数字计算机相比较是过时的思想. 分子计算应该从基本的理论到应用都得到广泛研究, 目的应该是实现分子尺度上的信息处理机制.

1.3 细胞膜计算

细胞膜计算是由 Paun 开创的一个新领域, 是自然计算的一个新分支. 它是一种受活细胞功能的启发的新计算模式, 可以看做是受生物细胞启发的计算范例. 更准确地说, 它是一种基于细胞膜系统的分布式并行计算系统 (也称为 P 系统). 细胞膜结构定义的区域中, 有一系列对象根据一个给定规则进化并相互作用, 计算的结果通常是在给定时间后系统的全局状态. 细胞膜计算开始于 1998 年, Paun 发表的文章《利用细胞膜计算》是这个新领域的起点标志^[100].

如图 2 所示, 一个细胞膜计算系统是一个从活细胞处理不同区域结构的化学化合物的方式中抽象出来的计算模型. 在细胞膜定义的区域中, 有根据给定规则进化的对象. 这些对象可用符号或者符号字符串描述. 前者是一种多样性问题, 也就是细胞膜结构区域中具有多个要处理的对象集合, 后者是指可以用字符串语言研究这些对象集合或者多字符串的集合表示^[19].

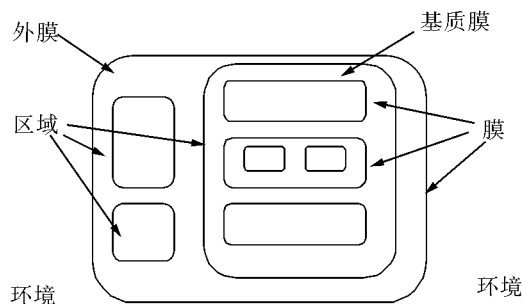


图 2 膜结构

Fig. 2 Structure of membrane

细胞膜计算研究内容包括不同的控制对象从一个区域到另一个区域的转换方法以及规则应用方法, 例如溶解、分裂、产生或者移动细胞膜. 组织细胞膜系统、神经细胞膜系统和群细胞膜系统也正在研究中.

这些方法中的一些改进产生的通用计算系统, 还有具有增强的并行性的改进方法, 能够解决多项式时间 NP 完全问题.

不同形式的细胞膜系统统称为 P 系统, P 系统也可以是所有没有应用于实际的细胞膜系统理论模型^[18]. 目前有许多 P 系统已经公式化, 但从理论和实际应用角度有更多问题还需要研究^[101]. 主要集

中在证明具有较少数量的细胞膜系统的计算通用性,用于解决诸如布尔满足问题、旅行商问题等 NP 难问题,近 2 年在图像处理^[102]、大气环境建模^[103]等领域得到应用.文献[104]提出一种膜计算优化调度算法,将膜计算启发的优化算法用于汽油混合调度. P 系统还可以用于解释活细胞中的自然过程,理论上可以硬件实现.其他类型的应用包括计算机图形学、密码学、优化等领域^[105].

2 化学反应计算

人工化学是人工生命的一个子领域,研究生命的基本机制以及组织的起源和进化.主要有 3 个方向:

1) 建模,包括生物系统、进化系统、社会系统等领域;

2) 信息处理,自然界的许多化学过程可以解释为执行计算的过程,如控制细菌运动的化学反应网

络、神经信息处理、基因调节、DNA 转译与转换、变异、重组、免疫系统等,化学系统的组合性质可以通过实际的化学计算,即利用实际的分子进行计算,如 DNA 计算.人工化学计算是化学引喻作为设计新硬件和软件结构的范例.化学系统可做为信息处理器.

3) 领域是优化,利用人工化学范例发现组合问题的解.与进化计算密切联系,进化算法可看作是特殊的人工化学系统.形式上,人工化学可定义为一个三元组 (M, R, A) ,其中 M 是人工分子集合, R 是描述分子之间相互作用的规则集合, A 是驱动系统的算法. M 中的分子可以是抽象的符号、字符串、二进制位符串等.文献[33]提出了基于人工化学系统的旅行商问题求解算法.文献[106]提出了首个化学反应启发的优化算法(chemical reaction optimization),仿真结果证明该类算法与现有的优化算法相比有很强的竞争力,成为一种新的优化算法.

表 1 自然计算原型与人工模型对照^[107]

Table 1 Comparison of natural computing and original type

自然计算的种类	自然计算原型	自然层次	人工模型
生物启发的计算	神经网络	细胞	神经计算系统
	免疫系统	细胞、分子	人工免疫系统
	内分泌系统	分子	内分泌计算
	生物细胞	细胞	细胞自动机
	细胞膜	细胞	细胞膜计算
	DNA	分子	DNA 计算
	蛋白质	分子	蛋白质分子计算
	基因	分子	遗传算法
社会启发的计算	蚂蚁、鸟群、鱼群、蜂群、细菌	生物群	群智能
	自然语言	左脑半球	形式逻辑与语言
	人脑思维	人脑	人工脑
	人类社会文化	社会文化	文化算法
	人类社会中的相互作用	社会活动	社会计算
物理启发的计算	量子	量子	量子计算
	光子	光子	光子计算
	混沌现象	普遍存在	基于混沌的计算
	退火现象	原子	模拟退火算法
化学计算	化学反应	分子	化学(优化)计算

3 结论与展望

本文对目前自然计算的几种典型范例和未来具

有发展潜力的研究趋势进行综述与分析,包括群体智能、分子计算、细胞计算和化学计算,涉及分子、细胞和生物社会群体等生物乃至化学领域,当然,物理

启发的计算也是自然计算的一个重要内容,限于篇幅,没有过多展开叙述.如果从更广义的角度把人类社会与人类思维看作是自然界的一部分,从表1可以看出,目前自然计算的启发原型多种多样,从无机物到有机物,从自然界到人类社会,从人脑到细胞和分子,在范围、尺度、内容、形式上都有很大差别,在各种启发原型上发展的具体技术则多数表现为现代计算机中的算法、逻辑语言等.应用领域则存在交叉,比如都可用于智能信息处理、优化等领域,许多技术本身就属于人工智能的分支.按照表1中的模式,未来出现其他新型的自然计算模型是肯定的.由于这些原因,目前还没有关于自然计算的统一理论、方法、原理、技术.

未来自然计算主要从理论、应用和学科交叉几个方面展开研究工作,在注重理论研究的同时,更应该将研究的重点放在应用产品研发和与其他学科交叉融合上.

1) 要加强自然计算工程技术可行性研究.只有加强自然计算工程技术开发方法研究,建立自然计算工程技术可行性论证理论,才能尽可能降低开发风险.到目前为止,大多数自然计算技术开发的投入和产出都不成正比,更谈不上成为高新技术的支柱型产业.在不断研究新的算法同时,研究人员也应妥善认真考虑这个问题.

2) 以硅为基础的计算机对人类的工作、娱乐、交流产生了巨大影响,对社会经济、文化的影响也是有目共睹.但是今天的计算机有其物理空间上的局限性.因此,研究替代现有计算机系统的自然计算系统意义重大.

3) 自然计算是一个庞大的研究领域,有许多具体的研究方向和子领域,需要来自数学、物理、化学、生物等基础学科以及基因、电子、信息、纳米领域专家的通力合作,更好地促进自然计算的发展.面对千差万别的启发原型,建立自然计算的统一模型和理论,目前看还不现实,但在具体的自然计算分支中寻求基本的理论、算法模型应该是可行的.

当前科学发展的一个重要特征是,不同学科的技术和概念之间不断地双向流动甚至多重交叉流动,这样一个趋势意味着新的计算方法的突破不再是盲目的,而是有方向性的、必然的.因此综合利用、控制论、信息论、协同论、耗散论、复杂系统等现代理论以及其他新理论研究自然计算理论是必要的.21世纪的新科学哲学观念表明,在系统层次上,不同学科之间的边界必须被超越,甚至被推翻.实际上,系统生物学的发展正不断推动生物学、工程和计算机

科学的进步.这个过程中的某个步骤可能促使我们重新审视自然启发的计算或自然计算,可能自下而上重新发明新的计算方法,每个学科都可能做出自己的贡献,为人类解决能源、信息、材料、人工智能等重大领域的问题提供更有效的手段.

参考文献:

- [1] GONG Maoguo, JIAO Licheng, DU Haifeng, et al. Multiobjective immune algorithm with nondominated neighborhood selection[J]. *Evo Comput*, 2008, 16(2): 225-255.
- [2] CHEN Tianhi, TANG Ke, CHEN Guoliang, et al. Analysis of computational time of simple estimation of distribution algorithms[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2010, 14(1): 1-22.
- [3] WANG Y. Differential evolution with composite trial vector generation strategies and control parameters[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2011, 15(1): 55-67.
- [4] CHEN Weineng, ZHANG Jun, CHUNG H S H, et al. A novel set-based particle swarm optimization method for discrete optimization problems[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2010, 14(2): 278-300.
- [5] 崔逊学. 多目标进化算法及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006: 1-10.
- [6] 郑金华. 多目标进化算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2007: 1-10.
- [7] 中国科学技术协会. 智能科学与技术学科发展报告[R]. 北京: 中国科学技术出版社, 2010.
- [8] 马义德, 李廉, 王亚馥, 等. 脉冲耦合神经网络原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 1-25.
- [9] ZHOU Z H, WU J X, JIANG Y, et al. Genetic algorithm based selective neural network ensemble[C]//Proc of the 17th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI01). Seattle, USA, 2001, 2: 797-802.
- [10] 史忠植. 神经网络[M]. 北京: 高等教育出版社, 2009: 1-205.
- [11] LIU Y M, CHEN G Q, YING M S. Fuzzy logic, soft computing and computational intelligence[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2005: 1-10.
- [12] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. The ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. *IEEE Trans Sys, Man, and Cybernetics*, 1996, 26(1): 1-13.
- [13] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//IEEE Int Conf on Neural Networks. Piscataway, USA, 1995: 1942-1948.
- [14] 王磊, 潘进, 焦李成. 基于免疫策略的进化算法[J]. *自然科学进展*, 2000, 10(5): 451-455.
WANG Lei, PAN Jin, JIAO Licheng. Evolutionary algorithm based on immune strategy[J]. *Progress of Nature*

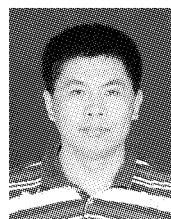
- Science, 2000, 10(5): 451-455.
- [15] HUANG S J. An immune-based optimization method to capacitor placement in a radial distribution system[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2000(15): 744-749.
- [16] DURHAM W. Co-evolution: genes, culture, and human diversity[M]. Palo Alto, USA: Stanford University Press, 1994: 35-45.
- [17] ADLEMAN L M. Molecular computation of solutions to combinatorial problems[J]. Science, 1994, 226(11): 1021-1024.
- [18] PAUN A, PAUN G. The power of communication: p systems with symport/antiport[J]. New Generation Computing, 2002, 20(3): 295-305.
- [19] PAUN G. Membrane computing: an introduction[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2002: 1-10.
- [20] ONG Y S, LIM M H, CHEN X S. Memetic computation: past, present & future[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2010(5): 24-32.
- [21] SHI Y, EBERHART R. Evolutionary computation proceedings[C]//IEEE World Congress on Compu Intel. New York, USA, 1998: 69-73.
- [22] 莫宏伟, 左兴权, 毕晓君. 人工免疫系统研究进展[J]. 智能系统学报, 2009, 4(1): 23-29.
MO Hongwei, ZUO Xingquan, BI Xiaojun. Research on development of artificial immune systems[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2009, 4(1): 23-29.
- [23] 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.
LI Xiaolei, SHAO Zhijiang, QIAN Jixin. A fish school optimization algorithm based on animal autonomous[J]. Theory and Practice of System Engineering, 2002, 22(11): 32-38.
- [24] BASTOS F, CARMELO J A, LIMA N, De FERNANDO B. A novel search algorithm based on fish school behavior[C]//2008 IEEE Int Conf on Systems, Man, and Cybernetics(SMC 2008). Singapore, 2002, 22(11): 32-38.
- [25] MÜELLER S, MARCHETTO J, AIRAGHI S, KOUTSAKOS P. Optimization based on bacterial chemotaxis[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 16-29.
- [26] TERESHKO V. Reaction-diffusion model of a honeybee colony's foraging behaviour[J]. Parallel Problem Solving from Nature, 2000, Computer Science, 2000, 1917: 807-816.
- [27] SIMON D. Biogeography-based optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2008, 12(6): 702-713.
- [28] DAI Chaohua, ZHU Yufeng, CHEN W R. Seeker optimization algorithm: a novel stochastic search algorithm for global numerical optimization[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2011, 21(2): 300-311.
- [29] YANG Yan, ZHOU Yongquan, GONG Qiaoqiao. Hybrid artificial glowworm swarm optimization algorithm for solving system of nonlinear equations[J]. Journal of Computational Information Systems, 2010, 6(10): 3431-3438.
- [30] MEHRABIAN A R, LUCAS C. A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization[J]. Ecological Informatics, 2006(1): 355-366.
- [31] YANG Shuyuan, WANG Min, JIAO Licheng. Quantum particle swarm optimization[C]//Proc of IEEE Congress on Evolution Computation. Washington, DC, USA, 2004: 320-324.
- [32] YUCHI M, KIM J H. Ecology-inspired evolutionary algorithm using feasibility-based grouping for constrained optimization[C]//Proc of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Edinburgh, UK, 2005: 1455-1461.
- [33] JADERICK P P, MICHAEL J M, MENDOZA M, et al. Solving symmetric and asymmetric TSPs by artificial chemistry[C]//Philippine Computing Science Congress. Philippine, 2004: 1-7.
- [34] PATON R. Computing with biological metaphors[M]. London: Chapman & Hall, 2001: 1-5.
- [35] KIRKPATRICK S, GELATT C D, VECCHI M P. Optimization by simulated annealing[J]. Science, 1983, 220(4598): 671-680.
- [36] SHOR P W. Algorithm for quantum computation: discrete logarithms and factoring[C]//Proc of 35th Annual Symposium on Foundations of Computer Science. New Mexico, USA: IEEE Computer Society Press, 1994: 124-134.
- [37] TAYARANI M H N, AKBARZADEH M R T. Magnetic optimization algorithms a new synthesis[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation. Hong Kong, China, 2008: 2659-2665.
- [38] De CASTRO L N. Fundamentals of natural computing[M]. Chapman & Hall/CRC. Florida, USA, 2006: 3-20.
- [39] BONABEAU E, DORIGO M, THERAULAZ G. Swarm intelligence: from natural to artificial systems[M]. New York, USA: Oxford University Press, 1999: 2-15.
- [40] MÜELLER S, MARCHETTO J, AIRAGHI S, KOUTSAKOS P. Optimization based on bacterial chemotaxis[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 16-29.
- [41] PASSINO K M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control[J]. IEEE Control Syst Mag, 2002, 22(3): 52-67.
- [42] TANG W J, WU Q H, SAUNDERS J R. A novel model for bacteria foraging in varying environments[C]//Proc ICCSA. Berlin, Springer-Verlag, 2006: 556-565.

- [43] ACHARYA D P, PANDA G, MISHRA S, et al. Bacteria foraging based independent component analysis [C]//Proc Int Conf Comput Intell Multimedia Applicat. Piscataway, USA: IEEE Press, 2007: 527-531.
- [44] DASGUPTA S, ABRAHAM D A. Adaptive computational chemotaxis in bacterial foraging optimization: an analysis [J]. IEEE Tran on Evo Comput, 2009, 13(4): 919-942.
- [45] KIM D H, ABRAHAM A, CHO J H. A hybrid genetic algorithm and bacterial foraging approach for global optimization [J]. Inform Sci, 2007, 177(18): 3918-3937.
- [46] MISHRA S. A hybrid least square-fuzzy bacterial foraging strategy for harmonic estimation [J]. IEEE Trans Evol Comput, 2005, 9(1): 61-73.
- [47] BISWAS A, DASGUPTA S, DAS S, ABRAHAM A. Synergy of PSO and bacterial foraging optimization: a comparative study on numerical benchmarks [C]//Proc 2nd Int Symp Hybrid Artificial Intell Syst (HAIS) Advances Soft Computing Ser. [S. l.], Springer-Verlag, ASC, 2007: 255-263.
- [48] PASSINO K M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control [J]. IEEE Control System Magazine, 2002(6): 52-67.
- [49] MAJHI R, PANDA G, SAHOO G. Efficient prediction of stock market indices using adaptive bacterial foraging optimization (ABFO) and BFO based techniques [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(6): 10097-10104.
- [50] LI M S, TANG W J, TANG W H, et al. Bacteria foraging algorithm with varying population for optimal power flow [C]//Proc Applications of Evolutionary Computing 2007. Berlin, Springer-Verlag, 2007: 32-41.
- [51] MO Hongwei, YIN Yujing. Image segmentation based on bacterial foraging and FCM algorithm [J]. International Journal of Swarm Intelligence Research, 2011, 2(3): 16-29.
- [52] 李威武, 王慧, 邹志君, 等. 基于细菌群体趋药性的函数优化方法 [J]. 电路与系统学报, 2005, 10(1): 58-63.
LI Weiwu, WANG Hui, ZOU Zhijun, et al. Function optimization based on bacterial chemotaxis [J]. Journal of Electrical Circuit and System, 2005, 10(1): 58-63.
- [53] 吕慧显. 基于微细菌群体趋药性的函数优化算法 [J]. 青岛大学学报: 工程技术版, 2009, 24(1): 19-26.
LÜ Huixian. Function optimization based on micro bacterial chemotaxis [J]. Journal of Qingdao University: Engineering, 2009, 24(1): 19-26.
- [54] 曹黎侠, 张建科. 细菌趋药性算法理论及应用研究进展 [J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(1): 44-46.
CAO Lixia, ZHANG Jianke. Research development of the theory and application of bacterial chemotaxis algorithm [J]. Computer Engineering and Application, 2006, 42(1): 44-46.
- [55] 张煜东, 吴乐南. 多态细菌趋药性优化 [J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(18): 6-11.
ZHANG Yudong, WU Lenan. Multimodal bacterial chemotaxis optimization [J]. Computer Engineering and Application, 2009, 45(18): 6-11.
- [56] TERESHKO V. Reaction-diffusion model of a honeybee colony's foraging behaviour [M]. Berlin: Springer-Verlag, 2000: 807-816.
- [57] TERESHKO V, LEE T. How information mapping patterns determine foraging behaviour of a honeybee colony [J]. Open Systems and Information Dynamics, 2002(9): 181-193.
- [58] TERESHKO V, LOENGAROV A. Collective decision-making in honeybee foraging dynamics [J]. Computing and Information systems Journal, 2005, 9(3): 1-7.
- [59] TEODOROVIC D. Transport modeling by multi-agent systems: a swarm intelligence approach [J]. Transportation Planning and Technology, 2003, 26(4): 289-312.
- [60] LUCIC P, TEODOROVIC D. Transportation modeling: an artificial life approach [C]//ICTAI, Washington, DC, USA, 2002: 216-223.
- [61] PHAM D T, GHANBARZADEH A, KOC E, et al. The bees algorithm—a novel tool for complex optimisation problems [C]//Proceedings of the 2nd Virtual International Conference on Intelligent Production Machines and Systems (IPROMS 2006). Cardiff, UK: Elsevier, 2006: 454-459.
- [62] DRIAS H, SADEG S, YAHY S. Cooperative bees swarm for solving the maximum weighted satisfiability problem, computational intelligence and bioinspired systems [C]//8th International Workshop on Artificial Neural Networks (IWANN 2005). Vilanova, Barcelona, Spain, 2005: 8-10.
- [63] BENATCHBA K, ADMANE L, KOUDIL M. Using bees to solve a data-mining problem expressed as a max-sat one [C]//First International Work-Conference on the Interplay Between Natural and Artificial Computation (IWINAC 2005). Palmas, Canary Islands, Spain, 2005: 15-18.
- [64] WEDDE H F, FAROOQ M, ZHANG Y. Beehive: an efficient fault-tolerant routing algorithm inspired by honeybee behavior, ant colony, optimization and swarm intelligence [C]//4th International Workshop ANTS 2004. Brussels, Belgium, 2004: 5-8.
- [65] YANG X S. Engineering optimizations via nature-inspired virtual bee algorithms [C]//Artificial Intelligence and Knowledge Engineering Applications: A Bioinspired Approach, Lecture Notes in Computer Science. Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag, 2005, 3562: 317-323.
- [66] PHAM D T, GHANBARZADEH A, KOC E, et al. The

- bees algorithm [R]. [S. I.], Manufacturing Engineering Centre, Cardiff University, 2005.
- [67] KARABOGA D. An idea based on honeybee swarm for numerical optimization TR06[R]. [S. I.], Computer Engineering Department, Engineering Faculty, Erciyes University, 2005.
- [68] BASTURK B, KARABOGA D. An artificial bee colony (ABC) algorithm for numeric function optimization [C]//IEEE Swarm Intelligence Symposium 2006. Indianapolis, USA, 2006: 45-50.
- [69] KARABOGA D, BASTURK B A. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm [J]. *Journal of Global Optimization*, 2007, 39(3): 459-471.
- [70] KARABOGA D, BASTURK B. On the performance of artificial bee colony (abc) algorithm [J]. *Applied Soft Computing*, 2008, 8(1): 687-697.
- [71] KARABOGA D, BASTURK B. Artificial bee colony (ABC) optimization algorithm for solving constrained optimization problems [M]. Berlin: Springer-Verlag, 2007: 789-798.
- [72] KARABOGA D, AKAY B B, OZTURK C. Artificial bee colony (ABC) optimization algorithm for training feed-forward neural networks [C]//Modeling Decisions for Artificial Intelligence. Berlin: Springer-Verlag, 2007: 318-329.
- [73] KARABOGA D, AKAY B B. An artificial bee colony (ABC) algorithm on training artificial neural networks [C]//15th IEEE Signal Processing and Communications Applications. Eskisehir, Turkey, 2007: 1-4.
- [74] KARABOGA N. A new design method based on artificial bee colony algorithm for digital IIR filters [J]. *Journal of The Franklin Institute*, 2009, 346(4): 328-348.
- [75] ALOK S. An artificial bee colony algorithm for the leaf-constrained minimum spanning tree problem [J]. *Applied Soft Computing*, 2009, 9(2): 625-631.
- [76] DERSIS K, BAHRIYE A. A comparative study of artificial bee colony algorithm [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2009(214): 108-132.
- [77] ERGEZER M, SIMON D, DU Dawei. Oppositional biogeography-based optimization [J]. *Journal of Systems, Man, and Cybernetics*, 2009, 39(5): 1035-1040.
- [78] MA Haiping. An analysis of the behavior of migration models for biogeography-based optimization [J]. *Information Sciences*, 2010, 180(18): 3444-3464.
- [79] GONG Wenyin, CAI Zhihua, LING Charlexin, et al. A real-coded biogeography-based optimization with neighborhood search operator [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2010, 216(9): 2749-2758.
- [80] DU D W, SIMON D, ERGEZER M. Biogeography-based optimization combined with evolutionary strategy and immigration refusal [C]//Proc of the IEEE Conference on Systems, Man, and Cybernetics. San Antonio, Texas, 2005: 1023-1028.
- [81] GONG Wenyin, CAI Zhihua, LING Charlexin. DE/BBO: a hybrid differential evolution with biogeography-based optimization for global numerical optimization [J]. *Soft Computing*, 2011, 5(4): 645-665.
- [82] MA H, NI S, SUN M. Equilibrium species counts and migration model tradeoffs for biogeography-based optimization [C]//Proc of the IEEE Conference on Decision and Control. Shanghai, China, 2009: 3306-3310.
- [83] SIMON D. A probabilistic analysis of a simplified biogeography-based optimization algorithm [EB/OL]. [2009-02-11]. <http://academic.csuohio.edu/simond/bbo/simplified>.
- [84] SIMON D, ERGEZER M, DU D. Population distributions in biogeography-based optimization algorithms with elitism [C]//Proc of the IEEE Conference on Systems, Man, and Cybernetics. San Antonio, USA, 2009: 1017-1022.
- [85] SINGH U, KUMAR H, KAMAL T S. Linear array synthesis using biogeography based optimization [J]. *Progress in Electromagnetics Research*, 2010, 11: 25-37.
- [86] TAN Lixiang, GUO Li. Quantum and biogeography based optimization for a class of combinatorial optimization [C]//GEC09. [S. I.], 2009: 969-972.
- [87] NAVDEEP K, JOHAL S, KUNDRA S H. A hybrid FPAB/BBO algorithm for satellite image classification [J]. *International Journal of Computer Applications*, 2010, 6(5): 31-36.
- [88] ANIRUDDHA B, CHATTOPADHYAY P K. Solving complex economic load dispatch problems using biogeography-based optimization [J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(5): 3605-3615.
- [89] MO Hongwei, XU Lifang. Biogeography migration algorithm for traveling salesman problem [J]. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, 2011, 4(3): 311-330.
- [90] PAN Yongxin, LIN Wei, LI Jinhua, et al. Reduced efficiency of magnetotaxis in magnetotactic coccoid bacteria in higher than geomagnetic fields [J]. *Biophysical Journal*, 2009, 97: 986-991.
- [91] PAUN G, ROZENBERG G, SALOMAA A. DNA computing: new computing paradigms [M]. Berlin: Springer-Verlag, 1998: 1-12.
- [92] FRANCOA G, MARGENSTERN M. A DNA computing inspired computational model [J]. *Theoretical Computer Science*, 2008(404): 88-96.
- [93] RAMAKRISHNAN N, BHALLA U S, TYSON J J. Computing with proteins [J]. *Computer*, 2009, 42(1): 47-56.
- [94] TRINCA? D, RAJASEKARAN S. Coping with diffraction

- effects in protein-based computing through a specialized approximation algorithm with constant overhead[C]//2010 10th IEEE Conference on Nanotechnology (IEEE-NANO). Seoul, Korea, 2010: 802-805.
- [95] PANCHENKO A, PRZYTYCKA T. Protein-protein interactions & networks[M]. Computing Methods for Identification, Analysis & Prediction. Berlin: Springer, 2010: 6-10.
- [96] EICHELBERGER C N, NAJARIAN K. Simulating protein computing: character recognition via probabilistic transition trees[C]//IEEE International Conference on Granular Computing. [S.l.], 2006: 101-105.
- [97] HENKEL V C, RENO S B, CRINA I A, et al. Protein output for DNA computing[J]. Natural Computing, 2005, 4(1): 1-10.
- [98] ANDY A. Molecular computing: aromatic arithmetic[J]. Nature Physics, 2010, 6: 325-326.
- [99] HAMEL J S. A thermodynamic turing machine: artificial molecular computing using classical reversible logic Switching networks[EB/OL]. [2010-11-25]. <http://arxiv.org/abs/0904.3273>, 2009.
- [100] PAUN G, ROZENBERG G, SALOMAA A. DNA computing-new computing paradigms[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1998: 3-9.
- [101] GARCA-QUISMONDO M, GUTIERREZ-ESCUADERO R, PEREZ-HURTA-DO I, et al. An overview of P-Lingua 2.0[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2010(5957): 264-288.
- [102] CHRISTINAL H A, DIAZ-PERNIL D, REAL P. Segmentation in 2-D and 3-D image using tissue-like P system[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2009(5856): 169-176.
- [103] ESCUELA G, HINZE T, DITTRICH P, et al. Modelling modified atmosphere packaging for fruits and vegetables using membrane systems[C]//Proc of the Third International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing. Valencia, Spain: INSTICC Press, 2010: 306-311.
- [104] ZHAO J, WANG N. A bio-inspired algorithm based on membrane computing and its application to gasoline blending scheduling[J]. Computers and Chemical Engineering, 2011, 35(2): 272-283.
- [105] PAUN G. A quick introduction to membrane computing[J]. The Journal of Logic and Algebraic Programming, 2010(79): 291-294.
- [106] LAM A Y S, LI V O K. Chemical-reaction-inspired metaheuristic for optimization[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2010, 14(3): 381-400.

作者简介:



莫宏伟,男,1973年生,教授,博士生导师,主要研究方向为自然计算与人工免疫系统、人工智能与智能系统、机器学习与数据挖掘。