

生物启发计算研究现状与发展趋势

朱云龙^{1,2}, 申海³, 陈瀚宁⁴, 吕赐兴¹, 张丁一¹

1. 中国科学院沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016; 2. 东北财经大学管理科学与工程学院, 辽宁 大连 116025;
3. 沈阳师范大学物理科学与技术学院, 辽宁 沈阳 110034; 4. 天津工业大学计算机科学与软件学院, 天津 300387

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61174164, 51205389, 61105067, 61502318)

通信作者: 申海, shen.hai@163.com 收稿/录用/修回: 2016-08-22/2016-09-14/2016-09-28

摘要

生物启发计算的宗旨是研究自然界生物个体、群体、群落乃至生态系统不同层面的功能、特点和作用机制, 建立相应的模型与计算方法, 从而服务于人类社会的科学研究与工程应用. 它既是人工智能的继承与发展, 同时也是从新的角度理解和把握智能本质的方法. 本文阐述了生物启发计算所涉及的生物进化论、共生进化论和复杂适应系统的理论起源. 在对生物启发计算进行分析、归纳和总结的基础上, 介绍了现有生物启发计算算法研究成果, 并从最优设计、最优分析和最优控制3个方面对生物启发计算的应用研究成果进行了梳理. 以此为基础, 进一步地提出了生物启发计算的统一框架模型. 最后, 围绕并行生物启发计算、具有学习推理和知识学习生物启发计算、生物动力学启发计算、基于微生物群体感应的生物启发计算以及人工大脑、进化硬件、大数据、群集机器人、虚拟生物和云计算等前沿热点理论问题和工程应用问题对生物启发计算的发展方向和 research 挑战进行了展望及分析.

关键词

生态系统
复杂适应系统
涌现
生物启发计算
优化计算

中图分类号: TP18

文献标识码: A

Research Status and Development Trends of the Bio-inspired Computation

ZHU Yunlong^{1,2}, SHEN Hai³, CHEN Hanning⁴, LÜ Cixing¹, ZHANG Dingyi¹

1. *Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;*
2. *School of Management Science and Engineering, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025, China;*
3. *College of Physics Science and Technology, Shenyang Normal University, Shenyang 110034, China;*
4. *School of Computer Science & Software Engineering, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China*

Abstract

Bio-inspired computation aims to study the biology function, characteristic and mechanism of the various levels of nature, from biological individual, population, colony until ecosystem, and set up a relevant model and computing method, so as to serve the scientific research and engineering application of human society. It is not only the inheritance and development of artificial intelligence, but also from a new point to understand and grasp the intelligent intrinsic. First, we introduce the bio-inspired computation theoretical origin, involving the biological evolutionism theory, the symbiosis evolution theory and the complex adaptive system theory. Then, we review algorithm research progress and discuss about application research progress from three aspects including optimal plan, optimal analysis and optimal control. Based on comprehensive analysis and summarize existing bio-inspired optimization algorithms, a bio-inspired computation unified framework model is proposed. Finally, a few future directions and research challenges are presented, such as parallel bio-inspired computation, bio-inspired computation with reasoning and knowledge, bio-inspired dynamics computation, bio-inspired computation based on quorum sensing, artificial brain, evolutionary hardware, big data, swarm robot, virtual biological, cloud computing, etc.

Keywords

ecosystem;
complex adaptive system;
emergence;
bio-inspired computation;
optimization computation

1 引言

如何对复杂系统进行建模和仿真计算及描述其进化行为,吸引了广大科学工作者的极大兴趣.复杂系统由大量互相作用的基本部件组成,如复杂生物系统和复杂工程系统.其中复杂生物系统由大量生命的有机体组成,这些有机体之间有着不同层次的相互作用,而这些相互作用又由一些随时间变化的生物规则所控制.同样地,复杂工程系统是一种由大量的呈现复杂行为的子系统组成的人工系统.相对而言,在很大程度上,工程系统并没有生物系统这么复杂.所以,在生物系统方面的研究会为工程系统有极大的帮助.

因此,在生物系统研究领域,各类生物启发算法层出不穷,它们形态多样、理念各异、建模及分析工具各具特色.同时,由于各种生物智能计算模式均源于“自然”,模拟自然界的生物智能行为规律,它们总是为解决某类计算及优化问题而设计的,这些计算模式又具有相对的统一性^[1].生物启发计算的宗旨是研究自然界生物个体、群体、群落乃至生态系统不同层面的功能、特点和作用机制,建立相应的仿真模型与计算方法,从而服务于人类社会的科学研究与工程应用.生物启发计算既是人工智能的继承与发展,同时也是从新的角度理解和把握智能本质的方法.实践证明,在解决大规模计算、NP 难等传统方法难以解决的问题方面,生物启发计算表现出了卓越的求解性能.此外,生物启发计算具有潜在的并行性、分布式和可重构性等特征,可以方便地应用于网络化环境下的工程计算、管理、控制与分工协作.

2 生物启发计算理论基础与研究现状

2.1 生物启发计算的理论起源

生物启发计算是在微观生物系统与宏观生态系统的内在规律启发下,建立在生命科学、数学、信息学与系统科学、计算机科学等学科的基础上逐步发展起来的一种计算智能方法.生物进化论、共生与协同进化论、复杂适应系统理论是生物启发计算发展起源.

2.1.1 生物进化论

(1) 达尔文学说.达尔文(Darwinism)学说阐述了生命由简单到复杂、由低级向高级的进化规律,并指出生命的进化是渐变、连续的线性过程.达尔文学说基本观点包括变异与遗传、生存竞争和自然选择,中心观点为自然选择学说,即“适者生存”理论.

(2) 突变论.突变论(catastrophe theory)超越了达尔文的渐进论思想,使突变现象成为科学研究的对象,同时也使达尔文的进化论向前推进了一大步.生物突变现象主要包括突发性、多向性、稳定性、不可逆性、周期性和随机性等.突变论的出现大大改变并深化了人们对系统自组织内涵的理解.

(3) 综合进化学说.综合进化学说(neo-Darwinism)又称现代达尔文学说,包含两个主要理论.第一:突变、选择和隔离是生物进化的3个基本环节.“突变”是生物进化

的源泉,“选择”是生物进化的方向,“隔离”保障了新物种的形成.第二:生物进化的基本单位是群体而不是个体.突变和隔离会导致生物基因产生不同程度的变化,这种变化若不能在群体内通过繁殖而保留和遗传,从进化角度上,这种变化是没有意义的.

由此可见,达尔文学说的变异与遗传、选择观点为遗传算法等生物启发式计算提供了框架性思路;突变学说的观点为提高生物启发式计算的搜索性能,特别是跳出局优的机制设计提供了依据;综合进化学说中关于“突变”与“自然选择”对生物进化影响程度的分析,为生物启发式计算的参数设定提供了参考;综合进化学说将“隔离”也列入生物进化的机制之一的观点,为生物启发式算法的设计提供了新方向;近年来,在分子、染色体、细胞、个体、群体等各个层次上就进化论对基因的研究为生物启发式算法的微观细节设计奠定了基础.

2.1.2 共生与协同进化论

(1) 共生.共生(Symbiosis)的概念先由德国真菌学家 De Bary 于 1879 年提出,被定义为“不同种属生活在一起”,即不同生物之间所形成的紧密互利关系.Lewils 于 1973 年又定义了共生、互惠共生、寄生和其它有关不同物种生物体间关系的概念,丰富了共生理论的研究.

(2) 协同论.协同论(Synergetic)由德国学者哈肯于 1976 年创立,描述了在整个系统内部,各个要素间存在着的相互影响而又相互作用的关系,并指出这种关系及引发的行为是系统进化的必要条件.协同进化的研究内容非常广泛,包括相同物种间的协同进化,如猎物竞争;也包括不同物种间的协同进化,如捕食与猎物,寄生与寄主等;同时还包括生态系统各层面(个体、种群和生态系统)间的协同进化.广义的协同进化(共生进化)指生物与生物、生物与环境之间在进化过程中的协同关系.

共生与协同论的这些依存关系,如竞争、互利和利他等关系为多种群协同进化算法及生物启发计算的设计给出了启示.多种群共生协同进化动力学模型包含捕食导向动力学模型、竞争导向动力学模型、寄生导向动力学模型、共存导向动力学模型和互利导向等动力学模型等.

2.1.3 复杂适应系统理论

复杂适应系统理论(complex adaptive system, CAS)由 Holland 教授于 1994 年提出,其核心思想是“适应性造就复杂性”,强调系统中的个体与整体之间,微观与宏观之间的复杂关系^[2-3].围绕这个核心思想, Holland 教授又给出了所有复杂适应系统都通用 7 个基本点:聚集、非线性、流、多样性、标识、内部模型和积木,并指出其它候选项均可由这 7 个基本点派生.

与其它复杂系统理论相比,复杂适应系统理论突出系统内部适应性主体的属性,认为个体适应性行为产生了复杂性.此观点突破了传统的“复杂性主要来自系统外部”的思维.在复杂适应系统中,简单部分的结合能产生复杂的整体效应,即整体大于部分之和,此现象称为“涌现”,其本质是由简单到复杂,由部分到整体.生物界中,许多适应性主体相互作用,在群体层面涌现出复杂智能特性是生物智能

产生的基本方式. 因此, 无论从微观层面和宏观层面, 生物启发计算与复杂适应系统都具有明显的相似性. 因此, 作为对涌现现象整体性的具体研究, 生物启发计算的研究方法和研究成果都可以为复杂性科学的研究提供重要参考.

随着人们对生物世界的探究, 从 20 世纪 90 年代开始, 生物启发计算研究领域不断涌现出新的研究成果,

显示了旺盛的生命力与鲜明的学术研究前景. 生物启发计算是生命科学与计算科学等学科的交叉学科, 生命科学中的遗传学、生物免疫学、神经系统和内分泌等理论、信息科学中人工智能等理论, 自适应理论、最优控制及认知科学和基础数学等理论均为生物启发计算的发展提供了重要的理论支撑, 如图 1 所示.

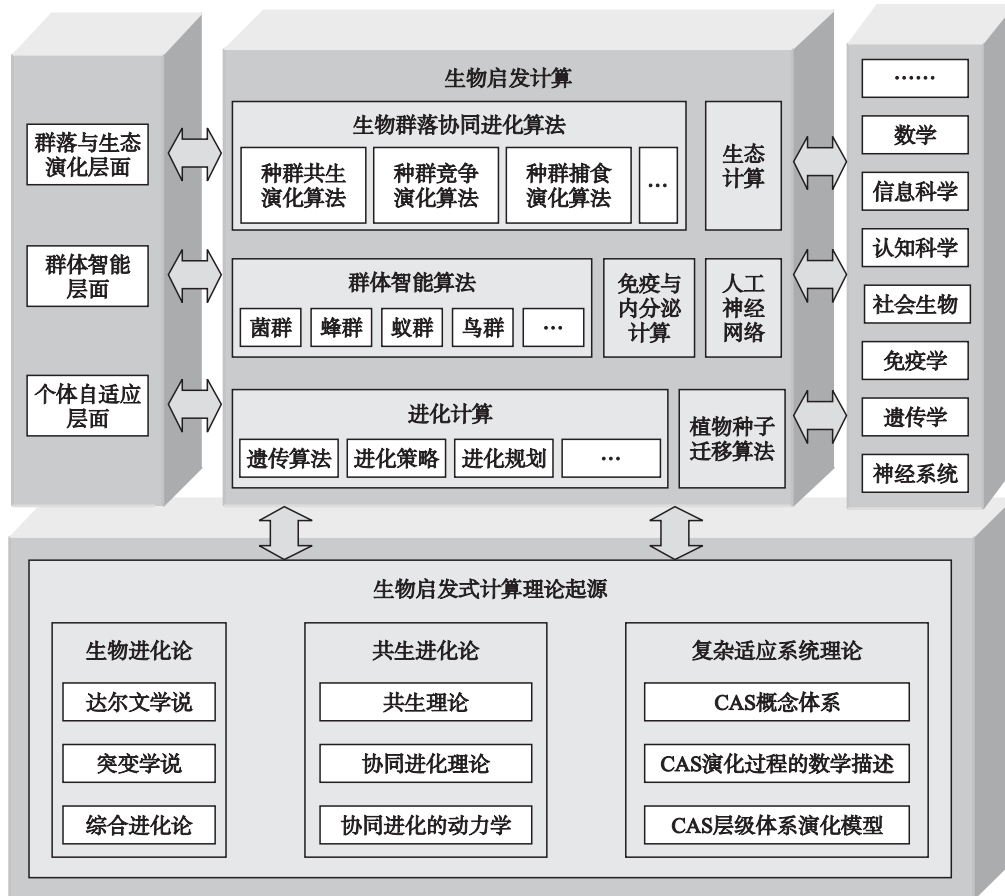


图 1 生物启发式计算理论起源与理论支撑

Fig.1 Bio-inspired computation theoretical origin and supporting

2.2 生物启发计算研究现状

1994 年, 在首届计算智能大会上, 题为“计算智能: 模仿生命 (Computational Intelligence: Imitating the life)”的主题讨论会受到了人工智能领域学者的普遍关注. 其中, 生物启发计算以其独特的魅力备受瞩目, 吸引着众多学者投身于这一领域的研究与开拓.

2.2.1 现有生物启发计算算法

随着人们对社会的认知, 特别是近十余年, 生物启发计算不断得到改进, 衍生出众多新方法, 有关生物启发计算的学术论文逐年增加, 目前共有将近 100 个生物启发计算算法. 国际重要学术期刊和学术会议, 如《IEEE Transactions on Evolutionary Computation》、《Evolutionary Computation》和《IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics》等期刊, CEC、GECCO、IJCAI、PPSN、FOGA 和 EuroGP 等著名国际会议相继对生物启发计算进行了专题报道. 国内的中国科学院计算技术研究所、中国科学院自动化所、同济大学

院、西安电子科技大学、北京大学和西交利物浦大学等科研院所纷纷开展了对生物启发计算的研究, 并出版了多部专著, 如《计算智能——模拟进化计算》、《群体智能》和《计算智能基础》等著作. 目前生物启发计算的研究内容涵盖了分子、细胞、内分泌/免疫/神经系统、个体、种群、生态群落等自然生态系统各个层次的生物智能模拟, 表 1 列出了目前已被提出和广泛研究的生物启发算法及其启发思想^[4-5].

2.2.2 生物启发计算研究现状

现有生物启发计算算法的启发对象均有不同, 但都是模拟简单个体协作求解复杂问题的过程. 因此, 算法的内部结构有共同之处: 即在一定的地域范围之内存在多个能力简单的个体, 大部分个体在结构和功能上都是同构的; 种群内没有中心控制, 个体间的相互合作是分布式的; 个体间遵循简单的规则进行交互和协作. 而且, 上述算法的计算模式也相对统一, 都是基于进化单元的自适应行为, 通过“生成 + 检验”特征的迭代搜索方式完成最终目标.

表 1 生物启发计算算法
Tab.1 Bio-inspired computation algorithm

启发	算法名称	基本思想	提出者及提出时间
分子	DNA 计算	模拟生物分子结构并借助于分子生物技术进行计算	美国 Adleman L M(1994)
细胞	膜计算: membrane algorithm	模拟细胞多层次结构的计算模型	日本 Nishida T Y(2005)
免疫	免疫系统: artificial immune system	模拟自然免疫系统的工作机制	美国 Dasgupta D(1998)
神经网络	反向传播神经网络算法: back propagation	误差逆传播算法训练的多层前馈网络	美国 Bryson A E 和 Ho Y C(1969)
	反馈式神经网络: hopfield	考虑输出与输入在时间上的传输延迟, 阐明了神经网络与动力学关系	美国 Hopfield J J(1982)
生物进化	进化规划: evolutionary programming	从整体角度模拟生物进化, 强调物种进化.	美国 Fogel L J(1963)
	进化策略: evolutionary strategies	自然突变和自然选择的生物进化思想,	德国 Schwefel H P(1965)
	遗传算法: genetic algorithm	自然选择、淘汰, 适者生存. 主要基因操作是选择、交配和突变	美国 Holland J H(1975)
	遗传编程: genetic programming	利用生物进化思想完成用户定义的任务	美国 Smith S F, et al(1980)
	文化算法: cultural algorithm	文化双重进化继承过程	美国 Reynolds R G(1994)
	差分进化: differential evolution	基于群内个体间的差异产生新个体, 模拟自然界生物进化机制	德国 Storn R 和美国 Price K(1997)
蚂蚁	蚁群算法: ant colony optimization	蚂蚁信息素觅食行为	意大利 Dorigo M, Maniezzo V 和 Colomi A(1991)
鸟	粒子群优化算法: particle swarm optimization	鸟群飞行和觅食行为	美国 Kennedy J 和 Eberhart R(1995)
	燕子群优化算法: swallow swarm optimization	燕子分角色分工合作觅食方式	伊朗 Neshat M, Sepidnam G 和 Sargolzaei M(2013)
	布谷鸟搜索算法: cuckoo search	布谷鸟寄生繁殖机理和莱维飞行搜索模式	英国 Yang X S 和 Deb S(2009)
鱼	人工鱼群算法: artificial fish swarm algorithm	鱼群觅食和集群游弋行为	中国李晓磊, 邵之江, 钱积新(2002)
细菌	细菌觅食优化算法: bacterial foraging optimization	细菌趋化觅食行为	美国 Passino K M(2002)
	细菌趋药性算法: bacterial colony chemotaxis	细菌群体趋药性运动	瑞典 Müller S D, Marchetto J 和 Airaghi S, et al(2002)
发光昆虫	萤火虫群优化算法: glowworm swarm optimization	萤火虫通过发光吸引同伴或觅食	印度 Krishnanand K N 和 Ghose D(2005)
蜜蜂	蜂群算法: artificial bee colony	蜜蜂采蜜行为	土耳其 Karaboga D(2005)
人类	自组织迁移算法: self-organizing migrating algorithm	社会环境下群体自组织迁移行为	捷克 Zelinka I 和 Lampinen J(2000)
	头脑风暴优化算法: brain storm optimization algorithm	模拟人类头脑风暴会议过程	中国 Shi Y H(2011)
植物	入侵杂草优化算法: invasive weed optimization	模拟杂草入侵过程	伊朗 Mehrabian A R 和 Lucas C(2006)
其他动物	猫群算法: cat swarm optimization	猫群觅食的搜寻和跟踪模式	台湾 Chu S C 和 Tsai P W(2007)
	混合蛙跳算法: shuffled frog leaping algorithm	青蛙的种群协同觅食方式	美国 Eusuff M M 和 Lansey K E(2003)
	蝙蝠算法: bat algorithm	蝙蝠回声定位行为	英国 Yang X S(2010)
	狼群算法: wolf pack algorithm	狼群捕食行为及其猎物分配方式	中国 Yang C G, Tu X Y 和 Chen J(2007)
其他类型	群搜索算法: group search optimizer	群居动物等捕食的群体行为	中国 He S 和 Wu Q H(2006)
	生物地理优化算法: biogeography-based optimization	生物种群在栖息地的分布、迁徙和灭绝规律	美国 Simon D(2008)

为增强算法的自适应性、收敛性和鲁棒性等特性,近年来,生物启发计算的设计研究主要包括对现有算法参数、协同进化、种群通讯结构、生物行为、并行生物启发计算和混合策略等方面的研究.

(1) 算法参数. 现有的生物启发算法中,每个算法都至少包含3个参数,参数的选取对算法搜索效率以及最终解的精度有很大影响,因此,很多研究者都提出了相应的参数调整方案,如经验法、实验测试法、触发器法和模糊逻辑等方法^[6]. 在这些方法中,有些方法易于实现,但往往具有主观性;有些方法工作量大且不具有普适性;有些方法只考虑了算法中的一个参数,具有片面性等其它问题. 因此,算法中的参数在求解不同的问题时该如何设置仍然是一个开放性难题.

(2) 协同进化. 为增强算法的多样性,许多研究学者提出基于协同进化论的生物启发计算方法,其主要思想是强调算法在迭代过程中,种群与环境之间,种群与种群之间可进行协同. 依据不同的生物协同进化模型,可分为无关共生、合作共生(互惠共生、偏利共生)、寄生共生、捕食—猎物共生和竞争共生(竞争共生、偏害共生)等协同进化算法^[7].

(3) 通讯行为. 生物通讯行为对种群的智能涌现至关重要,它是实现智能涌现的首要条件,也是实现分工协作的必要条件. 生物通讯行为包含种群拓扑结构和信息交流两方面. 不同的通讯结构,其最终智能涌现效果也可能不同. 目前研究的比较多的几种拓扑结构为星型、环形、冯诺依曼、随机结构、小世界、小生境及变邻域等等. 不同的生物,其信息交流载体和交流方式也是不同的. 信息交流载体是固定的,信息交流方式的研究多集中于直接或间接交流、全局或局部交流等方式^[8-9].

(4) 生物行为. 生态系统包含千千万万的生物,基于已取得的研究成果,研究者们还仍致力于对生物的智能行为机理进行研究及模拟,并将它们引入现有算法. 如基于个体的生物生命周期、生长、觅食、变异、迁徙、求偶、趋化、死亡、发光、跟踪、信息评估、学习、繁殖、记忆等具有一定意义的认知和反应行为;基于群体的信息交流载体、信息交流方式、种群空间结构、选择、子群合并、种群分解、聚集、等级划分、信息广播、分工和通讯等其它行为^[10].

(5) 大规模优化问题. 对于大规模优化问题,生物启发计算需要大量的迭代计算,但它的计算实时性难以保证,在工程应用中遇到了瓶颈. 随着计算机多核、GPU 通用计算的发展,对研究并行计算提供了平台. 由于生物启发算法本身具有天然的并行性,因此许多学者提出了并行生物启发计算来解决大规模优化问题^[11]. 并行生物启发计算分主从式、粗粒度、细粒度、混合粒度、变粒度和细胞等并行模型. 每一类并行模型均有不同的并行策略,包括迁移、拓扑和任务分配等策略. 目前,并行生物启发计算已被应用到了生物信息计算、路径规划、分类规则发现、调度、通信、工业设计和图像配准等多个领域.

(6) 混合生物启发计算. 为提高个体多样性、增强算

法全局探索能力,或提高局部开发能力及增强算法收敛速度与精度等需求,许多学者还提出了许多混合策略的生物启发计算. 其中一类混合策略是将两个或多个生物启发算法相结合;另一类混合策略是与其它启发式优化算法混合使用,如结合模拟退火、禁忌搜索和混沌搜索等方法;第三类混合策略是与量子计算相结合,如量子遗传算法和量子粒子群算法等;第四类混合策略是与机器学习算法相结合,随着大数据和云计算的发展,此类混合算法具有良好的研究前景^[12].

3 生物启发计算的统一框架模型

现有的生物启发计算展现了自然界中存在许多智能现象,它们依赖于复杂的系统结构而存在,本身具有明显的知识结构,其模块(部分)之间并不是同构的,通过相互作用表现出智能. 针对自然界生命个体、群体、群落乃至生态系统不同层面的功能、特点和作用机制,建立生物启发计算的统一框架模型及其形式化描述,从而实现在微观、宏观乃至应用层面上系统地展现生物启发计算的多样性与统一性理念,为生物启发式计算仿真模型与计算方法的研究提供模型指导.

3.1 生物启发计算统一框架模型层次结构

在统一框架模型中,由大量进化单元的相互作用关系形成一定的层次结构. 在每一层,进化单元之间的相互作用会涌现出一定的整体属性,以这些整体属性为基础,又构成上一层的进化单元. 即个体合作成群体,群体协同成群落,群落源头成(生态)系统. 以模拟自然界从生命个体到生物种群到生态群落三个层面进化机制的生物启发计算统一框架模型结构如图2所示.

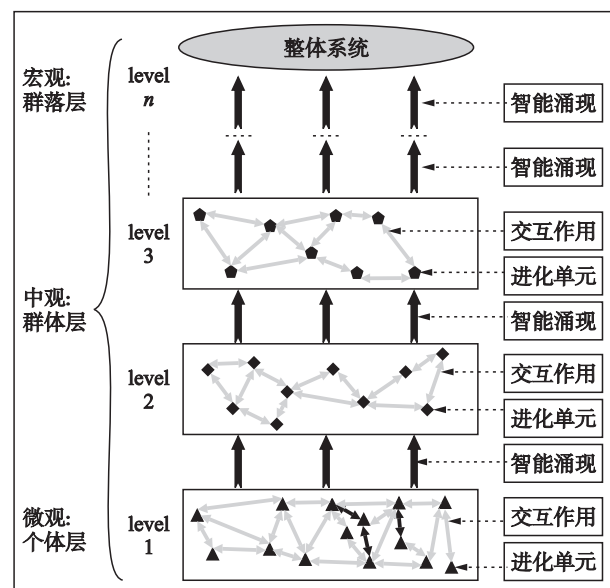


图2 统一框架层次结构

Fig.2 Unified framework hierarchical structure

在结构上,此框架模型由微观的个体层面、中观的群体层面和宏观的群落层面三个层面构成. 个体层面由不可

再分的个体组成。群体层面由多个个体或多个群体组成的大小不同的, 层次不同的所有群体组成。群落层面则为所有群体的整体关系。其次, 此框架模型由 n 层次构成。个体层面为 level 1 层次, 群落层面为 level n 层次, 从 level 2 至 level $n-1$ 的中间所有层次构成了不同阶次的群体层面。

在此模型中, 横向看, 每个层次都是一个多主体子系统, 包含多个进化单元, 单元间通过一定的规则相互联系、相互作用。通过这种交互作用, 多个进化单元又可聚集成上一层次的一个主体。纵向看, 低层次到高层次可以看作是“进化”的体现, 也可以当作为“智能”的涌现。

从进化规则上来看, 处于一定环境中的多层次框架模型体现从无序到有序, 从低层次有序到高层次有序的演化过程。纵向看, 低层次进化积累到一定阈值能出现一个高层次跃进; 横向看, 同一层次不同主体之间会通过相互作用进行进化。与此同时, 模型中的进化规则也可以是异构的。一方面, 不同层次的群体可使用不同的进化规则; 另一方面, 同一层次的不同群体的进化规则也可以是不同的。从智能涌现上来看, 在多层次的模型中, 每一层次的整体属性首先是基于下一层次整体属性的进阶, 其次则由该层次进化单元间的相互作用而涌现出来。因而, 此模型具备多层智能涌现特性。

此统一框架理念包含如下特性:

(1) 系统整体性: 在每一层, 智能特性都是该层某部分或全部个体(智能模块)通过相互作用所产生的整体属性;

(2) 涌现性: 智能特性是个体(智能模块)之间相互作用涌现出来的, 具有不可分解、不可还原的特点;

(3) 非线性: 智能本身是非线性的, 即整体大于部分之和;

(4) 远离平衡性: 智能作为一种知识的特殊结构, 其熵率低于环境, 是远离平衡的;

(5) 相对稳定性: 智能在远离平衡的同时, 又是相对稳定的, 即在一定程度上具有自我恢复的能力;

(6) 层次依赖性: 每一层个体(智能模块)的属性依赖于下一层的集体涌现, 而与更下层的整体属性没有直接依赖关系, 即层次之间不能跳跃。

综上, 可以归纳出生物启发计算模式研究的关键问题包括模块之间的相互作用机制、智能涌现机理、系统结构形成机制、知识体系结构的形成及其发展规律等。其中, 模块之间的相互作用, 在该统一框架的底层即具体表现为个体之间的交流与协作。

3.2 个体—群体—群落模式的形式化描述

生物启发计算统一框架模型如图 3 所示, 框架模型中的整个群落处于一定的环境中, 每一层的个体和个体之间, 或群体和群体之间通过一定的规则相互联系、相互作用, 最终表现为系统智能。因此, 以最优化问题求解为背景的生物启发计算统一框架模型的形式化描述规则可分为 3 部分: 结构、环境和智能涌现。

结构部分包括构成群落的个体、群体和群落的自然属性及社会属性等描述。环境部分主要包括自然环境属性和

社会环境属性等内容的描述。其中, 自然环境属性指客观存在的各种自然因素的总和, 如食物资源分布的空间和时间等因素。社会环境属性包括由影响个体、群体等单元产生适应性行为因素的环境。智能涌现部分主要包括各单元间的信息交流模式(即拓扑结构)及单元间协同进化的任务分工和共生进化模式等内容的描述。

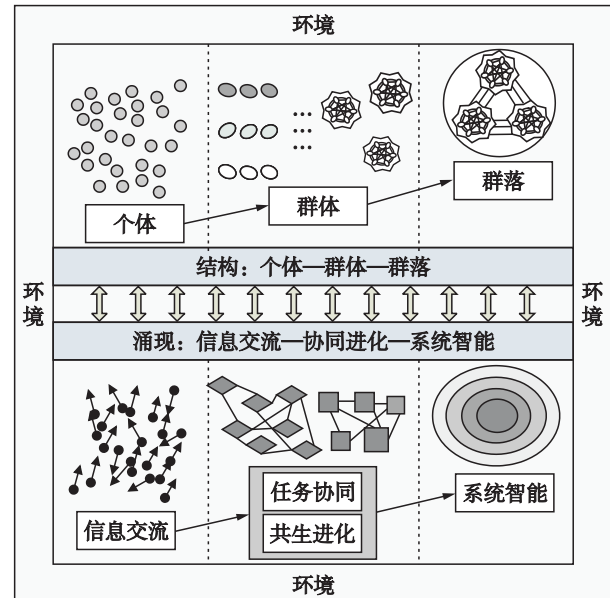


图 3 生物启发计算统一框架模型

Fig.3 Bio-inspired computation unified framework model

以最优化问题求解为背景, 生物启发计算统一框架模型的形式化描述如下:

$BCM = (Individual, Population, Colony, Environment, Topology, Coevolution)$.

(1) *Individual*: 模型中的个体集合。

每个个体都是自治且不可再分的, 并具备自然属性和社会属性。

$Individual = \{ Individual_1, Individual_2, \dots, Individual_i, \dots \}$

$Individual_i = \langle IID, IOBJ, ISTATUS, IHV, PINPUT, POUPUT, ITRANS \rangle$

其中, $Individual_i$ 包括个体标识符、生存目标、自然状态、行为和状态转换说明等信息。

(2) *Population*: 模型中种群集合。

每个种群由若干个体组成的, 同时也具备种群的宏观特征。

$Population = \{ Population_1, Population_2, \dots, Population_i, \dots \}$

$Population_i = \langle PID, POBJ, PSTATUS, PHV, PINPUT, POUPUT, PTRANS \rangle$

其中, $Population_i$ 包括种群标识符、生存目标、自然状态、行为和状态转换说明等信息。

(3) *Colony*: 模型中群落集合。

每个群落由若干种群组成, 同时具备群落的宏观特征。

$Col_i = \langle CID, COBJ, CSTATUS, CHV, CINPUT, COUTPUT, CTRANS \rangle$

其中, Col_i 包括群落标识符、生存目标、自然状态、行为和状态转换说明等信息。

(4) *Environment*: 生物觅食环境。

包括觅食环境的空间范围, 食物资源的分布模型及相关觅食信息。

$Environment = \{ Range, Food, Enin \}$

(5) *Topolog* y_k : 模型的拓扑结构。

$Topolog y_k = (t_k, T_k, TS, TD, \{A_{ik}, P_{jk}^n\})$

(6) *Coevolution*: 进化规则。

包括主体间的任务分工的角色, 任务类型等属性和共生进化关系中的共生类型和共生程度等属性。

$Coevolution = \{ Rul, Sym \}$

基于生物启发计算统一框架模型, 设计生物启发算法应首先基于生物学机理对个体、群体、群落和环境结构, 采用由表及里的方法对各单元的状态和行为演化规则进行研究; 然后, 基于控制论、系统论等理论概括、抽取及描述各进化单元典型行为(如个体的觅食和迁徙等行为, 种群的分裂和繁殖等行为, 群落内子群协同等行为)的数学模型; 基于此, 从复杂自适应系统角度建立生物启发计算模型, 并在仿真平台下对模型所引发的系统特性进行验证与分析, 从而实现探讨复杂自适应系统的自适应、自组织、自学习的演化过程。

4 生物启发计算的应用现状

4.1 传统优化算法 vs. 生物启发优化算法

最优化问题已经广泛地渗透到工程建设、经济管理和电子信息等领域。随着人类生存空间的扩大及认识世界视野的扩宽和改造世界要求的深入, 从理论研究和工业生产中产生了越来越多的更加复杂的数学优化问题。当复杂问题因素中的一个或几个, 如数据爆炸、非线性、多极值、强约束、高维、噪声、动态、多目标等出现在优化问题中时, 会大大增加优化问题的困难程度, 利用传统优化方法, 如基于经验的方法、专家方法及精确数学等方法寻找最优解变得非常困难, 现已不再适用, 而生物启发计算的特性则使其成为了解决复杂优化问题主要实现方法^[13]。

(1) 寻优特性。大多数传统优化方法都是根据目标函数的局部展开性质来确定下一步搜索方向。如果优化问题只有一个全局极值, 那么利用此类方法可以很快地找到它。但当优化问题具有多个极值点时, 就会与求全局最优解的目标有一定的抵触。

生物启发式算法不依赖目标函数的解析性质, 而是采用概率方式或引入避免搜索过程陷入某一区域的机制, 在可行域空间中进行随机搜索, 因此收敛速度慢。但是这种搜索方式更易跳离局部最优陷阱, 找到问题的全局最优解。

(2) “数据爆炸”问题。对于此类问题, 利用传统优化方法的精确搜索方式, 会使得算法运行时间无限制延长。如为了避免求解时间上的爆炸式激增, 采用强行中止寻优

的方法, 但得到的仅仅是某一局部范围内的最优解, 这个“最优解”与全局最优解的差别是无法保证的。

生物启发算法的搜索过程是以可行空间的种群为研究对象, 即同时从多个点出发, 以某种概率方式对种群进行宏观调控或对个体进行训练学习。这种方法具有天然的并行性, 大大提高了算法的运行效率、健壮性和快速反应能力。相较传统优化方法, 可更好地处理此类问题。

(3) 应用范围。传统优化方法一般对目标函数都有较强的限制要求, 如连续、可微、单峰等。而复杂的优化问题的目标函数往往是不连续、不可微或多峰的。生物启发式算法不依赖搜索空间的知识及其它辅助信息, 它采用适应度函数来评价个体, 并在此基础上驱动进化过程。因而在优化过程中不依赖于优化问题本身的严格的数学性质, 这使得此类算法有更广阔的应用范围。

(4) 通用性。有些传统方法是针对某些特定问题设计的, 不具备通用性。要对某一类型的优化问题进行优化, 研究者必须熟知此类问题的解决方法。而生物启发式算法不是针对特定的问题而设计的且算法原理简单并容易实现, 通过一定的变换, 可用于求解很多优化问题。

4.2 生物启发计算应用情况分类

生物启发计算的特点使得其更适合求解现实世界的复杂优化问题, 目前已广泛地渗透到了工程、经济和电子技术等各个领域。下面列出了生物启发计算在各个领域的应用情况。

(1) 装备制造。装备制造业可分为基础装备(机械零部件)、通用装备(电机和变压等)和先进装备制造(船舶和飞机等)。利用生物启发计算应用于装备制造, 为装备制造者可提供装备的尺寸大小、形状参数、拓扑形式和性能的最优设计方案。

(2) 新能源与新材料。主要包括能源采集、能源系统建模与优化设计、转化系统设计参数最优化、燃料整体控制策略(能量分配策略和回馈等策略)等方面的应用。

(3) 复杂流程工业。利用生物启发计算应用于复杂流程工业, 如化工、石油和冶金、制药、造纸、能源、采矿和食品加工等领域, 实现如最短时间、最小能耗、最优指标、最优调节和最大收益等优化目标。包括典型的系统参数辨识和模型降阶、控制过程故障诊断、控制过程监控、控制器参数优化、优化控制策略等优化问题。

(4) 社会经济与金融。主要包括投资、预测、监控与监管和评估等方面的应用, 如典型的证券投资组合优化、金融时间序列分析、防范及目标识别和风险评估与分析等优化问题。

(5) 管理领域。主要包括企业供应链管理、生产计划和生产调度、网络管理等方面的应用, 如典型的车辆路径、物流选址、车间作业调度、并行机调度、时间表规划、复杂零件协同制造和库存管理等优化问题。

(6) 电子元器件领域。利用生物启发计算实现进化电路的设计。主要包括元器件外形设计、元器件参数调整、优化电子电路结构、布局和加工顺序等。

(7) 在软件和信息服务业。主要包括图像处理、语义

分析、聚类分析、优化人工神经网络参数、大数据分析和云环境下的最优服务等方面应用。

(8) 网络规划与管理方面. 典型的优化问题包括网络节点定位、网络覆盖、路由规划、网络重构、网络入侵检测和故障检测等。

(9) 生物科学. 主要包括研究生物分子数据的获取、管理和优化数据分析方法等方面的应用, 典型优化问题包括生物序列对比和分类、最短超序列时间优化问题、基因表达聚类和分类、基因选择、DNA 片段组装、蛋白质功能预测和建立基因调控网络等。

其它领域的应用, 如在气象领域中, 包括气象预报建模和气象预测等方面应用; 在旅游行业中, 包括旅游线路设计和旅游客流量预测等方面应用; 在教育系统中, 包括自动排课和题库设计等应用; 在交通规划与管理方面, 包括交通车辆调度, 交通线路设计和交通流预测等应用。

4.3 生物启发计算最优化应用现状

生物启发计算在上述众多应用领域中的大量复杂最优化的具体应用可归结为 3 类问题: 模型设计参数的优选及最佳结构形状的选取等方面的最优设计问题、为制定决策提供依据的选择最优方案方面的最优分析问题和用于对各种控制系统的最佳控制问题。

4.3.1 最优设计

(1) 先进装备制造业. 在海洋装备方面, 国内的曾志波针对三体消波艇半浸式螺旋桨和沿海巡逻艇螺旋桨, 采用人工神经网络模型和遗传算法建立船舶螺旋桨优化设计方法, 此方法具有足够的工程精度, 且实用方便、适用性强^[14]。甘泉利用混合群智能优化算法对船舶外形进行优化设计, 算法设计的升力、阻力和升阻比等船舶外形参数有了较为明显的优化, 保证了全航行周期中的最佳性能^[15]。国外的 McGookin 等通过遗传算法对游轮的滑模控制器的完整系统参数进行了优化设计^[16]。

在航天装备方面, Ali 探讨了飞机设计过程中, 需要花费大量精力和时间在创建和集成空气动力学等参数问题上, 提出遗传算法是发现飞机几何图形和参数配置的高效工具^[17]。国内的褚晓广设计了基于涡旋机的压缩空气储能系统动态数学模型, 并通过采用遗传算法对模型进行了优化和完善^[18]。Choi 利用粒子群算法对航空燃气涡轮发动机的性能进行分析, 分析的设计参数包括涵道比、燃烧器出口温度、惠普压缩机比率、风机入口质量流量和喷嘴冷却空气比率等参数, 通过对参数灵敏度的分析、评估和优化可实现高净推力或低燃油消耗率^[19]。

在其它装备最优设计方面, 白国振针对 Delta 并联机械手在运动过程中易受静态误差的影响, 由此会降低其运动学精度的问题, 采用不同粒子异步进化策略实现并联机械手运动学参数辨识, 仿真结果表明, 辨识值与真实值几乎相等^[20]。王通针对采油现场传感器的输出会随生产过程出现较大的波动, 导致传感器故障隔离误判率高的问题, 提出采用粒子群最小二乘支持向量机预测的改进传感器故障检测与隔离方法, 测试实验结果验证了该方法可以有效地检测故障并提高隔离准确性^[21]。

(2) 电子元器件. 在电子元器件制造方面, 主要包括元器件外形设计、元器件参数调整、优化电子电路结构、布局和加工顺序等。国外的 Garis 将进化计算的原理引入电子电路设计中, 从而初步实现了研制具有自我繁殖与自我修复能力的机器的设想^[22]。Higuchi 等人研究了基于遗传算法的进化硬件在模式识别与机器人焊接的容错系统中^[23]。Keymeulen 等人将进化算法引入进化硬件中, 并在模式识别系统中进行了应用^[24]。Miwa 等人研制了基于细菌进化算法的进化硬件, 并将其应用于护士人员调度系统中^[25]。Kókai 等人研究了基于粒子群的进化硬件, 并将其应用与自调谐天线阵的动态优化中^[26]。目前, 研究者们开始研究设计各类进化电路, 数字/模拟电路、组合电路、时序电路和多态电路等等, 并力图将它们应用于滤波器设计、数据压缩、图像滤波、模式识别、天线设计、光学透镜和机器人等各类领域^[27-28]。

4.3.2 最优分析

(1) 企业管理. 车辆路径问题(VRP)应用广泛, 属于典型的企业调度类问题, 现已被证明为 NP 难问题。在实际应用中, 按照调度要求不同, 又产生了许多不同的延伸和变化类型, 如带容量约束问题、带时间窗限制问题、车辆多次使用问题和随机需求等问题。在众多的生物启发计算中, 最多采用的是遗传算法, 如多种群遗传算法, 改进交叉算子的遗传算法, 并与启发式算法的禁忌搜索、模拟退火和路线内/间节点交换和模糊系统等方法相结合^[29]。城市公共交通运营中的运行计划编制问题也属于车辆调度类问题, 许多研究人员采用结合网格的遗传算法来解决此问题。国内的陈琛先分配不同的子种群到网格的各个集群, 然后各子种群并行进化, 从而快速得出满意的运行计划时刻表^[30]。

车间作业调度是智能制造中的典型优化问题, 国内的石小秋基于入侵杂草优化算法, 引入交叉算子和多种群思想, 并采用自适应变异位数和邻域搜索策略进行空间扩展等策略, 实现了车间作业的柔性调度^[31]。针对多资源约束项目调度的优化问题, 国内的杨利宏提出基于遗传算法的资源约束项目调度优化分析方法, 快速有效地解决了企业项目调度优化问题^[32]。陈瀚宇设计了求解多目标 RFID 读写器网络调度模型的多目标蜂群算法, 并在不同规模的 RFID 读写器网络上进行仿真验证^[33]。

(2) 软件和信息服务业. 利用生物启发计算可以对卫星云图、地面导弹、飞机场、医学等行业的图像进行分割、匹配、增强、配准和恢复等方面的处理^[34]。如高光谱图像的高维特性增加了图像的信息量, 但也带来了“维数灾难”问题, 国内的成宝芝利用粒子群方法对传统的 k 均值聚类进行优化, 在不改变高光谱图像波段特征的基础上用新的聚类方法对图像进行了波段子集类划分, 使得具有相似特性的波段归为一类, 有效地解决了上述问题^[35]。

大数据分析是指基于已有的应用数据, 如社会、金融、气象、教育、旅游、商业、地质、交通和生物医学等领域的大数据进行聚类、演变、异常和特异性等特征分析^[36-37]。大型建筑结构的安全已成为国际社会研究的前

沿课题,国内的周悦采用粒子变异的克隆选择算法实现了对大型建筑结构健康监测中的故障检测和分类^[38]. Bauer 提出可将遗传算法应用于经济与投资进行全面分析,包括利用遗传算法选择盈利的股票和债券、制定强大的投资组合管理系统、解决金融系统中的大型及复杂的问题,以及可满足不同投资理念需要等需求分析^[39]. Yaseen 对近 15 年来的河流系统径流预测的人工智能方法进行了深入调查分析,总结了进化计算中的遗传编程是实现预测的主要方法,并指出在众多的人工智能方法中,包括支持向量机、人工神经网络和模糊逻辑等方法,生物启发计算是实现径流预测的主要实现方法^[40]. 如生物科学领域, Wang 设计了可用于离子通道 Markov 建模的参数优化方法,利用 PSO 结合黄金分割法,该方法适用于任意激励电压获得的数据,也允许模型采用任意结构和复杂性^[41].

4.3.3 最优控制

化学工业是典型的复杂流程工业,其产品的生产通常具有温度、流量、压力等多因素影响,能源消耗大、废弃物多、化学反应复杂、生产过程长和工艺过程复杂等特点,因此需采用先进的控制技术实现最优生产. Gupta 和 Ramteke 详细地探讨了遗传算法在化工行业的应用情况,提出可以利用 SGA、VEGA、HLGA、NPGA、NSGA、NSGA-II、SPEA 和 PESA 等改进的遗传算法实现聚合反应过程、催化反应过程和换热网络等化工领域的重要控制过程^[42].

在光伏发电行业方面,田昊提出了计及光伏发电的集中型充电站模型,并利用遗传算法对模型进行求解,有效地降低了网损和平滑负荷曲线,也提高了光伏发电利用率^[43];国外的 El-Arimi 采用多级遗传算法来优化电池板面的电源量,从而在光伏操作面板的最佳点获得最大效率^[44]. 最大功率点对于提高光伏发电系统的整体效率具有重要作用, Khare 研究了粒子群优化算法在光伏阵列多峰最大功率点跟踪中的应用^[45]. Ishaque 设计了带有直接占空比的粒子群算法求解最大功率点跟踪问题,实验结果表明,提出的方法在速度跟踪和稳态震荡两方面优于传统的爬山法,并可嵌入低成本的微处理器中使用^[46].

电力系统是由众多环节,如发电、输电、变电、配电和用电等组成的复杂系统,因此,为保障实现电力系统控制目标,需要应对各种复杂优化问题. 优化问题按任务类型分为两类:系统规划与系统运行优化. 系统规划是指与设备规划相关的最优控制,包括电源规划,配电网规划,最优潮流计算、输电网规划、电力系统优化选址和无功优化规划等;系统运行优化是指利用现有资源和设备的最优控制,包括机组负荷经济分配、水火电调度、机组最优启停、典型的监测与评估、状态与故障诊断、最优潮流和无功优化控制等. 在众多的生物启发计算中,较多采用改进的粒子群算法和遗传算法^[47-48].

在其它行业方面,林梅金将改进的差分进化算法应用于优化污水处理过程. 仿真结果表明提出的优化控制策略不仅可以降低系统的运行代价,还缩短了关键出水水质的越限时间,提高了污水处理的出水水质^[49]. 国内的张浩根据铜板带配料熔炼过程的真实配料原则,使用融合了多种

多目标求解策略混合的多目标人工蜂群算法对铜板带配料熔炼过程进行了有效优化^[50]. 唐振浩采用基于最小二乘支持向量机(LS-SVM)的数据驱动方法建立高炉十字测温温度模型,再用改进的粒子群算法来优化 LS-SVM 的参数,从而提高了预测模型的精度^[51]. 蓝益鹏针对磁悬浮和直接驱动运行过程中存在参数摄动和外界干扰突出问题,设计了基于蚁群算法的鲁棒控制器,保证了系统对这些不确定性具有良好的鲁棒性^[52]. Verma 针对 pH 值中和问题设计了基于粒子群算法的自适应 PID 控制器^[53].

5 生物启发计算理论基础研究展望

生物启发计算的理论基础研究主要集中于对各计算模式的搜索机理、能解性、有效性、收敛性、复杂性、鲁棒性、通用性和可扩展性等基本理论问题的探讨,其目的在于从理论上阐明生物启发计算算法的工作原理与性能,从而为生物启发计算技术的发展、比较与应用提供理论依据.

5.1 有关生物启发计算的有效性研究

定理 1 没有免费的午餐定理(No Free Lunch theorems, NFL): 该定理由 IBM Almaden Research Center 的 Wolpert 和 Macready 于 1995 年首次提出,并给出了非常严格的数学证明^[54]. NFL 的原始表述是:对于所有可能的问题,任意给定两个算法 A 和 B,如果 A 在某些问题的求解上表现的比 B 好(差),那么 A 在其他问题的表现上就一定比 B 差(好). NFL 定理意味着任意两个算法 A 和 B 对所有问题的平均表现度量是完全一样的.

为此,近年来有学者对一些生物启发算法的有效性提出了质疑:根据 NFL,基于生物行为的优化算法不会比其他的确定性算法更有效. 然而,本文认为生物启发计算优化方法产生与发展的主要动机在于求解经典优化方法无法或难以求解的复杂优化问题,以平均表现来否定生物启发计算方法有失公允. 因此,未来需要将生物启发计算方法的研究(特别是算法设计与应用)聚焦于复杂的经典数学方法不可用或不有效工程优化问题.

另一方面,根据 NFL 定理可以得到如下推论:

推论 1 不存在一种能够有效求解现实中一切优化问题的生物启发计算方法.

为此,未来的研究可以聚集于对层出不穷的生物启发计算方法建立算法库,并设计一种自适应选择机制,针对不同的应用问题,选择相应的最优求解方案.

5.2 有关生物启发计算的收敛性研究

定理 2 奥卡姆剃刀定律(Occam's Razor, Ockham's Razor): 又称“奥康的剃刀”. 奥卡姆剃刀定律,是由 14 世纪逻辑学家奥卡姆的威廉(William of Occam, 约 1285 年至 1349 年)提出. 他在《箴言书注》2 卷 15 题中提出“切勿浪费较多东西去做,仅用较少的东西,即可做好同样事情”. 这个原理称为“如无必要,勿增实体”,即“简单有效原理”^[55].

推论 2 如果一种生物启发计算方法在应用中是有效的,那么不必刻意追求在数学上对其收敛性进行证明.

生物启发计算不是一门严谨的学科,而是一门实验学

科. 它没有什么严格的公理体系, 主要是依据计算机计算得到的性能的好坏来判别算法的成功与否. 目前, 许多学者开展了针对生物启发算法的收敛性分析, 但其结论均具有一定的局限性, 难以直接应用于其它生物启发算法.

以目前已经广泛应用的遗传算法为例, 20 世纪 70 年代到 80 年代初人们所普遍关注的问题是搜索机理, 即试图澄清遗传算法到底是如何工作的. 遗传算法的模式理论是这方面的代表性工作, 它包括模式定理和由此衍生的积木块假设与隐含并行性分析. 其中, 模式定理已被证明, 但遗憾的是, 积木块假设与隐含并行性分析还未得到严格数学证明, 而且一定意义上也是似是而非的. 除了针对简单遗传算法的模式定理之外, 研究者大多采用马尔可夫链理论进行生物启发计算方法的建模与收敛性分析. 例如, 基于马氏链理论, Eiben 和 Fogel 证明了带精英策略的二进制遗传算法可以以概率 1 收敛到全局最优. 通过计算马氏链转移矩阵的特征值, Suzuki 估计了带精英策略的进化计算算法均能以概率 1 收敛到全局最优. Trelea 用离散时间动态系统理论分析了粒子群算法的动态行为和收敛特性.

一方面, 这些理论工作对算法的性能提高具有指导意义; 另一方面, 算法的求解性能也是工程应用中亟待解决的首要问题. 建议生物启发计算领域的学习人员不要刻意追求算法的收敛性分析等理论性研究成果, 也需将更多的精力投入计算实践中. 在计算实践中忽然有了理论创新的灵感, 也不应该轻易放过.

5.3 有关生物启发计算方法的评价标准

目前对于此类问题的研究多是基于对实验结果的分析, 即将相同的测试重复独立地运行若干次, 并用一些指标来度量算法性能. 一般来说, 主要包括以下几个方面:

(1) 最优化性能. 最优化性能是指针对某一特定问题, 算法对最优适应度值的寻优性能. 此性能可通过如下一些指标进行测试: 寻优率、最优解平均值、最优解标准差、收敛速度和收敛精度等.

(2) 自适应性. 自适应性是指种群在动态或有噪声、扰动的环境里, 继续选择和跟踪新目标的能力. 此性能可通过算法的如下在线性能进行测试, 如种群平均适应度值的变化过程、最优适应度值演变过程和个体自适应路径等.

(3) 鲁棒性. 鲁棒性是指算法在一定控制参数的摄动下, 如种群大小、待测试问题规模、相关概率等参数, 维持某些性能(最优化性能, 自适应性等)的能力. 此性能可通过多次输入不同的参数来比较其相关性能进行测试. 如算法在输入不同的情况下仍能够维持其相关性能, 称算法具有鲁棒性.

算法性能评价与测试是生物启发计算研究的基础工作, 那么针对特定的算法, 如何选择其测试指标是算法评价的首要问题.

定理 3 丑小鸭定理(ugly duckling): 在 20 世纪 60 年代, 该定理被模式识别研究的鼻祖之一, 美籍日本学者渡边慧所证明. 这个定理表述的是“丑小鸭与白天鹅之间的区别和两只白天鹅之间的区别一样大”^[56]. 此定理看起来

似乎违背常理, 但实际表达的含义却是: 世界上不存在客观分类的标准, 所有的分类标准都是主观的.

推论 3 不存在绝对可靠的生物启发计算评价标准, 对生物启发计算方法评价所依据的一切准则都是主观的, 选择什么准则进行算法性能评价则纯属主观评价的问题.

为此, 开展对生物启发计算的研究就要有坐在计算机前反反复复调试程序、计算例题的决心. 无论算法的改进、提高、还是创新, 唯一的评价标准就是大量不同规模例题的试算结果的好坏, 从而归纳出算法针对不同属性问题的性能评测标准.

5.4 生物启发计算的算法设计研究展望

随着科学研究、工业制造等各个领域不断发展, 涌现出了越来越多的复杂程度较高的优化问题, 这些问题为生物启发计算的应用提供了良好的基础与源泉, 因此, 算法性能的研究也成为了关注焦点. 要实现算法性能, 如收敛性、运行时间和优化结果等的提高, 如何通过调整计算参数和改进计算算子等方法的研究来实现. 另外, 生物启发计算是基于群集的计算模式, 其中, 自组织聚集、自组织分散、连接运动、协同传输、模式构成和自组织等内容在将来仍是热点研究问题^[57-58]. 除此之外, 本论文重点展望如下研究课题.

5.4.1 并行生物启发计算

生物启发计算具有良好的寻优能力, 并具有鲁棒性强, 对于初值和参数选择不敏感、简单易实现等诸多优点. 但随着求解问题规模的增大和复杂度的不断增高, 生物启发计算的执行存在计算量大, 速度慢, 甚至有时无法得到满意结果现象, 如求解大规模旅行商问题、现代实时工业系统或大数据环境下的数据分析等实际问题.

随着计算机并行计算技术的发展, 多核、集群、GPU 异构计算和云计算都为算法提供了加速平台. 生物启发计算是对种群进行迭代运算, 而且各个体值计算可独立进行而彼此间无需任何通信, 所以此类算法具有天然的并行处理特性, 非常适合于在大规模并行计算机上实现. 因此, 充分挖掘生物启发算法本身的分布性, 设计行之有效的并行生物启发计算算法将是算法的发展趋势之一^[59]. 将生物启发算法并行化需考虑以下几点:

(1) 分工合作. 并行与分布式系统中复杂问题的处理方法是, 将复杂问题分解为若干个与原有问题相似但规模适度可以独立运算的子问题, 最后通过合并这些子问题的结果得到原问题的解. 相应地, 生物启发计算在对应问题的求解方面也是应将整个种群按照任务进行角色划分. 通过分工, 各进化单元各司其职, 只需完成其熟悉的简单任务, 再通过他们之间的相互协作, 整体目标得以达成.

(2) 通信策略. 并行策略的存在会使得子群间进行消息通信. 消息通信包括通信计算量和通信量两个环节. 消息通信的存在不仅直接影响了并行计算的加速比和效率, 也对算法的计算性能有很大影响. 因此设计并行生物启发算法还需考虑如何减少通信开销, 不降低执行效率, 同时也不影响算法有效性这一关键问题.

(3) 并行策略. 目前常见的并行策略主要可分为主从

式、粗粒度、细粒度、混合型和变粒度五类策略。每种模型都有不同的计算模式及优缺点,如何根据实际问题选择适合的并行策略是设计并行生物启发算法首要考虑的关键问题。

并行生物启发计算算法的分析除传统的算法有效性、收敛性等指标的测试与研究,还包括时间/空间复杂性的计算处理速度、处理器数、并行成本、以及加速比、并行效率、找到最优解的效力、效率、加速度和抗测量性等测量指标。

5.4.2 有学习推理,知识学习的生物启发计算

生物启发计算模拟的是“无智能或简单智能的主体通过任何形式的聚集协作而表现出智能行为的特性”。生物启发计算要实现如图4所示自主智能运行过程,即先对种群初始化后,算法再自动收集任务信息,然后自动设定系统目标,再根据控制目标自主选择控制策略并执行控制策略,最后输出涌现结果,并辅助和维持高水平的自主性,自主运行的修正能力,以便适应环境变化,则必须结合先进的人工智能技术,如机器学习和模糊逻辑等。

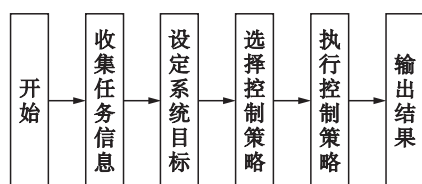


图4 自主智能运行过程

Fig.4 Autonomous intelligence operation process

结合机器学习中的各类学习方法、如通过传授学习、类比学习和通过事例学习等学习策略,生物启发计算可进行学习推理和知识学习,并用于自动收集任务信息和设定系统目标等工作任务。在某些情况下,由于有些待求解问题的复杂性,精确的求解结果永远无法得出,如大数据环境下,仅需要进行趋势分析即可,则可以用模糊推理与生物启发计算结合对精确结果进行趋势分析^[60-61]。

5.4.3 生物动力学启发计算

现有生物启发算法建模方法具有一定的相似性:首先,算法群体结构上都具有“生成+检验”的特点;其次,群体智能的产生是由简单的个体行为规则和局部信息产生的;而且,算法中的算子模拟的都是生物的繁殖、变异、迁移、觅食、死亡等相关表型特征。但实际的生物进化是一个非常复杂的过程,而现有生物启发算法对生物进化的机理作了较大的简化。

作为具有复杂系统特征的生物系统,尽管现有生物启发算法的生物学原型有所差别,但系统中的每一个个体都是一个动力学系统,而诸多的动力学个体之间又存在着某种特殊的耦合关系,个体根据感知的信息经过动态演化而涌现整个系统的智能。也就是说,个体间的关联方式,包括通信、合作、觅食等行为都是一个高度复杂的动力学过程,系统中的每一个环节均可成为牵动全局运动的决定性过程。正是这种动力学的运行机理,才使生物个体呈现出

繁殖、变异、迁移、觅食、死亡等相关表型特征,并使整个种群呈现出涌现、自组织、自适应等复杂系统特征^[62-63]。

因此,在将来的生物启发计算研究工作中,可重点关注基于生物行为的复杂动力学驱动机制,结合种群动力学,系统动力学等理论,基于动力学模型设计生物启发算法,由此来解决复杂系统优化问题,并使它能够应用到足够广泛的领域。

5.4.4 微生物群体感应控制机制及启发算法

微生物的群体感应行为是保障其在时变环境中适应性生存的必要条件。通过生物学家们的研究,微生物的群体感应机制是一个复杂的动力系统,呈现出多样性、复杂性和动态性。这些特性使得整个种群的行为模式和演变过程充满了复杂性、动态性、混沌性等诸多特征^[64-65]。

(1) 多样性。表现在感应信号类型的多样性(种群规模,邻域个体状态)、感应信号产生机制的多样性(如种群动力学机制会调整最佳种群规模,菌群不同的通信方式会涉及个体对不同数量个体的感应)、感应信号通信方式的多样性(如全局通信、局部通信、随机通信等拓扑方式),以及感应信号响应方式的多样性(如合作,竞争)等方面。

(2) 复杂性。表现在不同群体感应机制(种群动力学带来的变种群感应机制,通信方式带来的邻域感应状态及感应信号的利用方式)之间关系的复杂性。多种群体感应系统构成菌群复杂的动力调控机制,调节多种生物行为,以适应环境变化。如当菌群规模较小且处于不良营养环境时,细菌为了能够生存寻找食物,感应系统有可能会增大种群规模,也有可能建立多个个体合作机制,还有可能就是两种感应方式同时产生作用,从而适应或改变周围环境。

(3) 动态性。表现在微生物群为适应动态环境,群体感应过程不是一成不变的,系统会一直不断进行自身调整,如调整种群规模、调整感应信号通信方式以及调整各信号机制间的协同方式等,从而使得菌群能对外部环境做出正确、合理的响应,达到最优的适应状态。

上述群体感应特性使微生物群体表现出多细胞性和社会性,这为生物启发计算的设计提供了新的思路和方法。为此,可借鉴微生物个体、群体行为特性,从群体感应机制下的相关外在性能表象间的正负反馈机制、各类外在性能表象的动态建模方法、外在性能表象与内部控制机理间的关系、不同感应模式下种群自适应控制方法、异构感应模式下群体感应力学调控模型等方面开展群体感应机制与系统特性的研究,来设计生物启发计算方法的自组织、自适应机制。

6 有关生物启发式计算应用研究展望

生物启发计算自从提出以来已广泛应用于许多自然科学与工程科学领域,并显示出强大的优势和潜力。从研究历史上看,生物启发计算研究高峰期在2010年左右。在这一阶段,出现了多种生物启发计算方法,研究内容逐渐拓宽,应用渐渐面向实际。但自2015年以来,研究似乎落入了低潮。究其原因是算法的实际应用没有得到更好的利

用。但伴随大数据、云计算和人类对未来复杂世界的急需探究,在未来一段时间,具有智能涌现机制的生物启发计算将在如下应用领域中显示出旺盛的生命力。

6.1 人工大脑

人脑是自然界最复杂系统之一,研究开发人工大脑(Human Brain)一直是具有重大意义的前瞻性研究方向。众多国家都启动了人脑研究计划,2014年欧盟委员会宣布正式启动人类大脑计划;2010年,我国在中长期科技发展纲要和相关重大指导文件中均启动了人工大脑研究计划;2013年美国启动“大脑活动图”项目;德国和日本等国家也纷纷部署脑科学计划^[66]。

美国犹他州立大学的计算机教授雨果·德·加里斯是全球第一台人工大脑的制造者。他的大脑制造机器CBM(cam brain machine)采用“遗传算法”设计神经网络,然后直接用电子技术实现神经网络模型。2011年,南加州大学的研究人员用碳纳米管成功制造出了一个能模拟大脑突触功能的碳纳米管电路;2012年,加拿大滑铁卢大学的科学家设计了由250万个模拟神经元组成的名叫Spaun的大脑,它能执行8种不同类型的任务;2012年,IBM模拟出了5300亿个神经元和137万个神经突触的计算架构系统。

制造人工大脑,需要2个技术层面支持:模拟大脑神经的智能硬件技术和大脑思维的智能计算技术。同属复杂系统的生物,其行为和特征可为设计具备自进化、自适应、自学习、自组织、高度并行、与环境交互,可通过行动重新布局新线路、知识学习、发现新任务、解决所面临问题等特征的人工大脑提供启发。

6.2 进化硬件

与固定结构的传统硬件相比,进化硬件(evolvable hardware, EHW)依托于生物启发式计算是,硬件结构可以随着环境的变化而自动地实现其硬件装置结构和功能重新配置。目前计算机基本的硬件体系结构仍然是冯诺依曼式的,图灵提出的图灵机模型为现代计算机的逻辑工作方式奠定了基础,这两类原理自计算机出现后就一直伴随到现在,已经将近100年。相比之下,进化硬件显然还是一个刚出世的技术婴儿,还有着更广阔和更良好的发展前景^[67-68]。基于生物启发计算,实现进化硬件的研究任务包括如下:进化计算编码方案、特殊应用编码方案、进化计算算法参数自适应调优机制、进化计算适应度评估机制、进化计算容错机制和并行进化计算等。

6.3 大数据

大数据(big data)是继移动互联网、物联网和云计算之后的另一场革命。目前社会上越来越多的预测、决策和业务等行为都是基于大数据的客观分析而得出,如实现对大数据的有效分析和处理将带来巨大的经济价值,同时也将推动社会的进步。大数据的核心价值是数据分析。而在大数据环境下,数据规模和其处理难点使得待分析问题也变得异常复杂,如具有大规模、高维、强约束、强动态和多目标等特点。面对这些特点,传统的数据分析方法已不再适用。而与此同时,生物启发计算的特征大数据革命时

代为生物启发式计算带来了巨大的机遇^[69-70]。

目前,国际顶级大数据会议,如IEEE的大数据计算和服务会议,ACM的国际数据管理会议和由国内计算机学会主办的最具影响、规模最大的中国大数据技术大会都将基于生物启发计算的大数据分析方法列入研究议题,并指出在大数据环境下,利用生物启发计算可以完成如下数据分析工作:大规模数据分析、高维数据分析、强约束最优化分析、数据趋势分析、数据类别分析、多尺度异常分析、特征选择与提取和不确定环境下数据分析等。

6.4 群集机器人

在复杂多变的工作环境中,有些工作任务单机器人是无法完成,而群机器人系统却能以更快、更可靠、更低廉的代价和更优良的性能来完成那些由单体机器人系统很难完成甚至是不可能完成的复杂任务。群集机器人(swarm robot)的应用为生物启发计算提供了一个广阔的应用空间与挑战^[71]。

未来的战争越来越激烈,且随着军事作战或其他工作任务的需要,单平台无人机迫切需要向多平台“集群”方向发展。集群协同行为和控制方法则是进行无人机集群工作的重要基础^[72]。目前,世界多国采用生物启发计算实现无人机集群作战计划,如采用蜂群作战或狼群作战。除无人机协同作战外,群体机器人还可完成环境监测、危险环境作业、水下和太空探险、危险源定位、资源勘探和灾难搜索等工作任务^[73]。基于生物启发计算,实现群集机器人协同工作的研究任务包括如下:聚集控制、连通性控制、编队控制、分布控制、路径规划、多目标追踪、多任务分工和多任务协同等。

6.5 进化仿真

进化仿真(evolutionary simulation)研究是生物启发计算的研究途径之一,研究结果可为复杂系统智能涌现的挖掘、状态预测及决策提供行之有效的实践技术。进化仿真已被应用于机器人学、系统科学、经济学、医学和生物学等学科的发展。依据仿真模式,进化仿真研究分为仿真模型、虚拟生物和仿真平台等方面的研究。

细胞自动机是模拟复杂系统演化过程的仿真模型,具有时间、空间和状态离散性。目前已经广泛地应用于图像处理、数据加密、交通系统、物理系统仿真、生物模型仿真、超大规模集成电路设计、神经网络设计等领域。细胞自动机和生物启发计算均具有基本单元简单性、并行性及基本单元交互性,因此可利用细胞自动机研究复杂系统的特征,为生物启发计算提供参考模型^[74-75]。

虚拟生物是对自然界中所存在的进化单元(个体或群体)特征和现象进行归纳和抽象,并用计算机进行模拟与仿真。如最初涂晓媛创建设计的“人工鱼”、机器昆虫“Genghis”、KevinCoble的小虫子、实时环境下交互式计算机装置“A-Volve”等虚拟生物^[76]。这些虚拟生物均不同程度地模拟了生物实体的外观及社会行为,体现了智能行为可从简单规则中涌现出来。基于生物启发计算,虚拟生物的研究可分层次进行,虚拟个体研究和虚拟群体研究。虚拟个体研究包括个体属性和行为,如觅食、突变、繁殖和

适应度等行为的研究；虚拟群体研究包括群内的协同行为、进化行为、自组织行为、自适应等属性和规则的研究。

进化仿真平台是基于多主体模拟方法，用于实现复杂系统的模拟仿真，如 Swarm、RePast、Mason、NetLogo、Ascape、AnyLogic、MaDKit 和 Jason 等平台^[77]。每种仿真进化平台的设计理念、建模思想和表现能力等方面均不同，此长彼短。基于生物启发计算，设计或选择进化仿真平台需首先考虑模型表现力程度，除此之外，还应具有普适性、鲁棒性、可移植性、扩展性、实时性、易学性、嵌入式方便、设计灵活、丰富工具包、可实现异构并行计算，网络通信、可实现连续、离散和混合的复杂系统仿真、可视化方便及多角度可视化等特征。

6.6 云计算

云计算(cloud computing)是由分布式计算、并行计算和网络技术发展来的一种新兴计算模式，是下一代网络计算平台的核心技术。“云”是指分布在网络上大量闲置的计算机资源通过虚拟化技术组合成的巨大资源池。通过云计算，计算节点可自动接入资源池，各类资源获取及各种服务完全实现动态自治，无需人为参与。由于云计算拥有海量、异构、分布和多元化的资源，因此会涉及到许多资源优化与数据管理等方面的复杂计算任务，这些任务的实现需要依托生物启发计算来实现^[78-80]。

基于生物启发计算，实现云计算环境下复杂计算任务，如云任务调度优化、云资源(包括数字资源、平台资源和性能等资源)调度优化，网络性能优化、海量数据分析

和预测等数据管理任务的研究工作包括如下：高效实时算法、动态多目标算法、自适应动态算法、处理大规模问题算法、并行和分布式算法、高效处理 NP 难问题算法和海量数据多元聚类算法等。

7 结论

生物启发计算是一门涉及仿生学、数学、计算机科学、生命科学、心理学、控制科学、智能科学、系统科学和社会学等的交叉性学科，现已成为处理复杂优化问题的一个重要分支。它的研究与发展，将为人工智能领域带来新的活力，提供解决复杂问题的全新角度和方法。本文以期引起更多的研究同行对这一具有交叉性和发展性方向的关注与研究。

在生物启发计算研究领域，已经取得了相当多的研究成果。研究和掌握生物启发计算的特性与规律，是一个具有理论和应用两个方面重要意义的课题。本文主要综述了近年来生物启发计算的研究和应用现状，并基于现有成果的分析，提出了生物启发计算统一框架模型。希望对关注生物启发计算的研究者能够提供一些有益的借鉴和帮助。

尽管目前已经有一些研究工作，但随着近年来社会的快速发展，待解决问题呈现日益复杂特性，诸多问题尚待研究。本文最后对生物启发计算的理论研究和应用研究进行了展望，这些问题的研究尚处于起步阶段，均没有较为成熟，需要进行深入持续的研究。因此，这些课题具有重要的研究价值和意义。

参考文献

- [1] 朱云龙, 陈瀚宁, 申海. 生物启发计算: 个体、群体、群落演化模型与方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013.
Zhu Y L, Chen H N, Shen H. Bio-inspired computation: individual-population-community evolution model and method[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2013.
- [2] Holland J H. Hidden order: How adaptation builds complexity[M]. MA, USA: Addison-Wesley Publishing Company, 1995.
- [3] Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with application to biology, control and artificial intelligence[M]. 2nd ed. Cambridge, MA: MIT Press, 1992: 43-65.
- [4] Parpinelli R S. New inspirations in swarm intelligence: A survey[J]. International Journal of Bio-Inspired Computation, 2011, 3(1): 1-15.
- [5] Xing B, Gao W J. Innovative computational intelligence: A rough guide to 134 clever algorithms[M]. Berlin, Germany: Springer, 2013.
- [6] Karafotias G, Hoogendoorn M, Eiben A E. Parameter control in evolutionary algorithms: Trends and challenges[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2015, 19(2): 167-187.
- [7] Goh C K, Tan K C. A competitive-cooperative coevolutionary paradigm for dynamic multiobjective optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13(1): 103-127.
- [8] Oca M A M D, Garrido L, Aguirre J L. Effects of inter-agent communication in ant-based clustering algorithms: A case study on communication policies in swarm systems[G]. LNCS 3789: MICAI 2005: Advances in Artificial Intelligence. Berlin, Germany: Springer, 2005: 254-263.
- [9] Garnier S, Gautrais J, Theraulaz G. The biological principles of swarm intelligence[J]. Swarm Intelligence, 2007, 1(1): 3-31.
- [10] Nagpal R. A catalog of biologically-inspired primitives for engineering self-organization[G]//LNCS 2977: Engineering self-organising Systems, Nature-Inspired Approaches to Software Engineering. Berlin, Germany: Springer, 2004: 53-62.
- [11] Nedjah N, Alba E, Macedo Mourelle D. Parallel evolutionary computations[M]. Berlin, Germany: Springer, 2006.
- [12] Zhang J, Zhan Z H, Lin Y, et al. Evolutionary computation meets machine learning: A survey[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2011, 6(4): 68-75.
- [13] Blum C, Li X D. Swarm intelligence[M]. Berlin, Germany: Springer, 2008: 43-85.
- [14] 曾志波, 丁恩宝, 唐登海. 基于 BP 神经网络和遗传算法的船舶螺旋桨优化设计[J]. 船舶力学, 2010, 14(1): 20-27.
Zeng Z B, Ding E B, Tang D H. Ship propeller design optimization based on BP neural network and genetic algorithm[J]. Journal of Ship Mechanics, 2010, 14(1): 20-27.

- [15] 甘泉, 郑均辉. 粒子群优化算法在船型优化设计中的应用仿真[J]. 计算机仿真, 2013, 30(7): 367–370.
Gan Q, Zheng J H. Simulation of application of particle swarm optimization algorithm in ship shapw optimization design[J]. Computer Simulation, 2013, 30(7): 367–370.
- [16] Mcgookin E W, Murray-Smith D J, Li Y, et al. Ship steering control system optimization using genetic algorithms[J]. Control Engineering Practice, 2000, 8(4): 429–443
- [17] Ali N, Behdinin K. Optimal geometrical design of aircraft using genetic algorithms[J]. Transactions of the Canadian Society for Mechanical Engineering, 2003, 26(4): 373–388
- [18] 褚晓广, 张承慧, 李珂, 等. 基于涡轮增压机的新型压缩空气储能系统动态建模与效率分析[J]. 电工技术学报, 2011, 26(7): 126–132.
Chu X G, Zhang C H, Li K, et al. Dynamic modeling and efficiency analysis of compressed air energy storage system equipped with scroll compressor[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(7): 126–132.
- [19] Choi J W, Sung H G. Performance analysis of an aircraft gas turbine engine using particle swarm optimization[J]. International Journal of Aeronautical and Space Sciences, 2014, 15(4): 434–443
- [20] 白国振, 荆鹏翔. 基于改进粒子群算法的并联机械手运动学参数辨识[J]. 信息与控制, 2015, 44(5): 545–551.
Bai G Z, Jing P X. Kinematic parameter identification of parallel manipulator based on improved particle swarm algorithm[J]. Information and Control, 2015, 44(5): 545–551.
- [21] 王通, 高亮文, 翟瑀佳, 等. 基于 PSO-LSSVM 预测的改进传感器故障检测和隔离[J]. 信息与控制, 2014, 43(2): 146–151.
Wang T, Gao X W, Zhai Y J, et al. Improved detection and isolation of sensor fault based on PSO-LSSVM prediction[J]. Information and Control, 2014, 43(2): 146–151.
- [22] Garis H D. Evolvable hardware: The genetic programming of Darwin machines[C]//Proceedings of the Internation Conference on Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1993: 441–449.
- [23] Higuchi T, Iwata M, Keymeulen D. Real-world applications of analog and digital evolvable hardware[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(3): 220–235.
- [24] Keymeulen D, Zebulum R S, Jin Y L, et al. Fault-tolerant evolvable hardware using field-programmable transistor arrays[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2000, 49(3): 305–316.
- [25] Miwa M, Inoue T, Matsuzaki M, et al. Nurse scheduling system using bacterial evolutionary algorithm hardware[C]//Proceedings of the IEEE Annual Conference of the Industrial Electronics Society. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2002: 1801–1804.
- [26] Kókai G, Christ T, Frhauf H H. Using hardware-based particle swarm method for dynamic optimization of adaptive array antennas[C]//Proceedings of the First NASA/ESA Conference on Adaptive Hardware and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 51–58.
- [27] Torresen J. An evolvable hardware tutorial[C]//LNCS 3203: Field Programmable Logic and Application. Berlin, Germany: Springer, 2004: 821–830.
- [28] Vasicek Z, Sekanina L. Evolutionary approach to approximate digital circuits design[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2015, 19(3): 432–444.
- [29] Kacprzyk J. Bio-inspired algorithms for the vehicle routing problem[M]. Berlin, Germany: Springer, 2009.
- [30] 陈琛, 洪流, 陈学广, 等. 基于网格的遗传算法及其在公交运行计划编制中的应用研究[J]. 计算机学报, 2009(12): 2382–2388.
Chen C, Hong L, Chen X G, et al. Research on grid-based genetic algorithm and its application in public transport operation plan scheduling[J]. Chinese Journal of Computers, 2009(12): 2382–2388.
- [31] 石小秋, 石宇强, 袁雪娇. 离散多种群入侵杂草优化算法求解柔性作业车间调度问题[J]. 信息与控制, 2015, 44(2): 238–243.
Shi X Q, Shi Y Q, Yuan X J. Invasive weed optimization algorithm with discrete multi-population for the flexible job-shop scheduling problem[J]. Information and Control, 2015, 44(2): 238–243.
- [32] 杨利宏, 杨东. 基于遗传算法的资源约束型项目调度优化[J]. 管理科学, 2008, 21(4): 60–68.
Yang L H, Yang D. Optimization of resource-constrained project scheduling problem based on the genetic algorithm[J]. Journal of Management Sciences, 2008, 21(4): 60–68.
- [33] Chen H N, Zhu Y L, Ma L B, et al. Multiobjective RFID network optimization using multiobjective evolutionary and swarm intelligence approaches[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014: 961412.
- [34] Khalid N E A, Norharyati M A, Saadiah Y, et al. A review of bio-inspired algorithms as image processing techniques[G]. CCIS 179: Software Engineering and Computer Systems. Berlin, Germany: Springer, 2011: 660–673.
- [35] 成宝芝, 赵春晖. 基于粒子群优化聚类的高光谱图像异常目标检测[J]. 光电子. 激光, 2013, 24(10): 2047–2054.
Cheng B Z, Zhao C H. A particle swarm optimization clustering-based approach for hyperspectral image anomaly targets detection[J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2013, 24(10): 2047–2054.
- [36] Martens D, Baesens B, Fawcett T. Editorial survey: Swarm intelligence for data mining[J]. Machine Learning, 2011, 82(1): 1–42.
- [37] Nanda S J, Panda G. A survey on nature inspired metaheuristic algorithms for partitional clustering[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2014, 16: 1–18.
- [38] 周悦, 岳林蓓, 张力心, 等. 基于粒子群变异的克隆选择算法的结构故障检测与分类[J]. 信息与控制, 2015, 44(4): 436–441.
Zhou Y, Yue L B, Zhang L X, et al. Structural damage detection and classification based on clone selection algorithm of particle swarm muta-

- tion[J]. *Information and Control*, 2015, 44(4): 436–441.
- [39] Bauer R J. *Genetic algorithms and investment strategies*[M]. New York, NJ, USA: Wiley, 1994.
- [40] Yaseen Z M, El-shafie A, Jaafar O, et al. Artificial intelligence based models for stream-flow forecasting: 2000-2015[J]. *Journal of Hydrology*, 2015, 530: 829–844.
- [41] Wang W, Xiao F, Zeng X H, et al. Optimal estimation of ion-channel kinetics from macroscopic currents[J]. *Plos One*, 2012, 7(4): e35208–e35208.
- [42] Gupta S K, Ramteke M. *Applications of genetic algorithms in chemical engineering I: Methodology*[M]//Valadi J, Siarry P. *Applications of Metaheuristics in Process Engineering*. Berlin, Germany: Springer, 2014: 39–57.
- [43] 田昊, 吕林, 朱鑫, 等. 含光伏发电集中型充电站充放电策略的研究[J]. *可再生能源*, 2013, 31(10): 34–38.
Tian H, Lü L, Zhu X, et al. Research on charge-discharge strategy for centralized charging stations with photovoltaic power generation[J]. *Renewable Energy Resources*, 2013, 31(10): 34–38.
- [44] El-Arini M M M, Othman A M, Fathy A. A new optimization approach for maximizing the photovoltaic panel power based on genetic algorithm and Lagrange multiplier algorithm[J]. *International Journal of Photoenergy*, 2013: 481468.
- [45] Khare A, Rangnekar S. A review of particle swarm optimization and its applications in Solar Photovoltaic system[J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(5): 2997–3006.
- [46] Ishaque K, Salam Z, Amjad M, et al. An improved particle swarm optimization (PSO)-based MPPT for PV with reduced steady-state oscillation[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2012, 27(8): 3627–3638.
- [47] Panigrahi B K, Abraham A, Das S. *Computational intelligence in power engineering*[M]. Berlin, Germany: Springer, 2010.
- [48] Dubey H M, Panigrahi B K, Pandit M. Bio-inspired optimization for economic load dispatch: A review[J]. *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 2014, 6(1): 7–21.
- [49] 林梅金, 罗飞, 许玉格. 基于改进差分进化算法的污水处理过程优化控制[J]. *信息与控制*, 2015, 44(3): 339–345.
Lin M J, Luo F, Xu Y G. Optimization control of wastewater treatment process based on improved differential evolution algorithm[J]. *Information and Control*, 2015, 44(3): 339–345.
- [50] Zhang H, Zhu Y L, Zou W P, et al. A hybrid multi-objective artificial bee colony algorithm for burdening optimization of copper strip production[J]. *Applied Mathematical Modeling*, 2012, 36: 2578–2591.
- [51] 唐振浩, 唐立新, 杨阳. 基于数据驱动和智能优化的高炉十字测温温度预报[J]. *信息与控制*, 2014, 43(3): 355–360.
Tang Z H, Tang L X, Yang Y. Blast furnace cross temperature prediction based on data-driven and intelligent optimization[J]. *Information and Control*, 2014, 43(3): 355–360.
- [52] 蓝益鹏, 刘宇菲. 磁悬浮直线电动机 H_∞ 鲁棒控制器及其蚁群算法优化设计[J]. *控制理论与应用*, 2015, 32(4): 527–532.
Lan Y P, Liu Y F. Magnetic levitation linear motor H_∞ robust controller design and optimization of ant colony algorithm[J]. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(4): 527–532.
- [53] Verma S, Rajani K. Particle swarm optimization based adaptive PID controller for ph-neutralization process[J]. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2015, 327: 159–166
- [54] Wolpert D, Macready W G. No free lunch theorems for search[R]. USA: Santa Fe Institute, 1995.
- [55] Jefferys W H, Berger J O. Ockham's razor and bayesian analysis[J]. *American Science*, 1992, 80: 64–72.
- [56] Watanabe S. *Knowing and guessing: A quantitative study of inference and information*[M]. New York, USA: Wiley, 1969.
- [57] Krause J, Ruxton G D, Krause S. *Swarm intelligence in animals and humans*[J]. *Trends in Ecology & Evolution*, 2010, 25(25): 28–34.
- [58] Fernandez-Marquez J L, Serugendo G D M, Montagna S. Description and composition of bio-inspired design patterns: A complete overview[J]. *Natural Computing*, 2013, 12(1): 43–67.
- [59] Weise T, Tang K. Evolving distributed algorithms with genetic programming[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2012, 16(2): 242–265.
- [60] Shi Y H. Developmental swarm intelligence: Developmental learning perspective of swarm intelligence algorithms[J]. *International Journal of Swarm Intelligence Research*, 2014, 5(1): 36–54.
- [61] Zahiri S H. *Swarm intelligence and fuzzy systems*[M]. New York: Nova Science Publishers, 2010.
- [62] Barlas Y. System dynamics; Systemic feedback modeling for policy analysis[J]. *UNESCO-EOLSS*, 2002, 1: 1131–1175.
- [63] Qudrat-Ullah H, Spector J M, Davidsen P I. *Complex decision making: Theory and practice*[M]. Berlin, Germany: Springer, 2008.
- [64] Ben-Jacob E. Social behavior of bacteria; from physics to complex organization[J]. *The European Physical Journal B*, 2008, 65(3): 315–322.
- [65] Popat R, Comforth D M, McNally L, et al. Collective sensing and collective responses in quorum-sensing bacteria[J]. *Journal of the Royal Society Interface*, 2015, 12(103): 1–10.
- [66] 许丽, 李楨祺, 王玥. 人脑神经连接线路图有望绘出[J]. *中国科学院院刊*, 2013(5): 559–561.
Xu L, Li Z Q, Wang Y. Human brain neural connection circuit is expected to draw[J]. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2013(5): 559–561.

- search. Berlin, Germany: Springer, 2012: 6747 – 6754.
- [17] Qi J, Hu J, Peng Y. Incorporating adaptability-related knowledge into support vector machine for case-based design adaptation[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2015, 37(1): 170 – 180.
- [18] Yang J B, Liu J, Wang J, et al. Belief rule-based inference methodology using the evidential reasoning approach-RIMER[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 2006, 36(2): 266 – 285.
- [19] Wang Y M, Yang J B, Xu D L. Environmental impact assessment using the evidential reasoning approach[J]. *European Journal of Operational Research*, 2006, 174(3): 1885 – 1913.
- [20] 段新生. 证据理论与决策、人工智能[M]. 中国人民大学出版社, 1993.
Duan X S. Evidence theory and decisions, artificial intelligence[M]. China Renmin University Press, 1993.
- [21] Wang Y M, Yang J B, Xu D L, et al. The evidential reasoning approach for multiple attribute decision analysis using interval belief degrees [J]. *European Journal of Operational Research*, 2006, 175(1): 35 – 66.
- [22] Policastro C A, Carvalho A C, Delbem A C B. A hybrid case adaptation approach for case-based reasoning[J]. *Applied Intelligence*, 2008, 28(2): 101 – 119.
- [23] Wang Y M, Yang J B, Xu D L, et al. Consumer preference prediction by using a hybrid evidential reasoning and belief rule-based methodology [J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(4): 8421 – 8430.
- [24] Chou J S. Web-based CBR system applied to early cost budgeting for pavement maintenance project[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(2): 2947 – 2960.
- [25] Zhang S. Nearest neighbor selection for iteratively kNN imputation[J]. *Journal of Systems and Software*, 2012, 85(11): 2541 – 2552.

作者简介

郑 晶(1980 –), 女, 博士, 副教授. 研究领域为决策理论与方法.

王应明(1964 –), 男, 博士, 教授. 研究领域为决策理论与方法.

王韩杰(1992 –), 男, 硕士. 研究领域为智能决策技术, 置信规则库推理等.

(上接第 614 页)

- [67] Haddow P C, Tyrrell A M. Challenges of evolvable hardware: Past, present and the path to a promising future[J]. *Genetic Programming and Evolvable Machines*, 2011, 12(3): 183 – 215.
- [68] Trefzer M A, Tyrrell A M. Evolvable hardware: From practice to application[M]. Berlin, Germany: Springer, 2015.
- [69] Cheng S, Shi Y H, Qin Q D, et al. Swarm intelligence in big data analytics[C]//Proceedings of the 14th International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning. Berlin, Germany: Springer, 2013: 417 – 426.
- [70] Camacho D. Bio-inspired clustering: Basic features and future trends in the era of big data[C]//Proceedings of the International Conference on Cybernetics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 1 – 6.
- [71] Khaldi B, Cherif F. An overview of swarm robotics: Swarm intelligence applied to multi-robotics[J]. *International Journal of Computer Applications*, 2015, 126(2): 31 – 37.
- [72] Duan H B, Shao S, Su B W, et al. New development thoughts on the bio-inspired intelligence based control for unmanned combat aerial vehicle[J]. *Science China: Technological Sciences*, 2010, 53(8): 2025 – 2031.
- [73] Bayindir L. A review of swarm robotics tasks[J]. *Neurocomputing*, 2016, 172: 292 – 321.
- [74] Kroc J, Sloot P M A, Hoekstra A G. Simulating complex systems by cellular automata[M]. Berlin, Germany: Springer, 2010.
- [75] Adamatzky A, Martínez G J. Designing beauty: The art of cellular automata[M]. Berlin, Germany: Springer, 2016.
- [76] Johnston J. The allure of machinic life: Cybernetics, artificial life, and the new AI[M]. Cambridge, UK: the MIT Press, 2008.
- [77] Kravari K, Bassiliades N. A survey of agent platforms[J]. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2015, 18(1): 1 – 18.
- [78] Jennings B, Stadler R. Resource management in clouds: Survey and research challenges[J]. *Journal of Network & Systems Management*, 2014, 23(3): 1 – 53.
- [79] Zhan Z H, Liu X F, Gong Y J, et al. Cloud computing resource scheduling and a survey of its evolutionary approaches[J]. *ACM Computing Surveys*, 2015, 47(4): 1 – 33.
- [80] Guzek M, Bouvry P, Talbi E G. A survey of evolutionary computation for resource management of processing in cloud computing[J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2015, 10(2): 53 – 67.

作者简介

朱云龙(1967 –), 男, 博士, 研究员, 博士生导师. 研究领域为基于生物行为特征的复杂系统建模与优化方法, 优化决策模型与方法, 数据挖掘与商业智能技术等.

申 海(1976 –), 女, 博士, 副教授. 研究领域为复杂系统智能控制, 生物启发计算与优化算法等.

陈瀚宁(1979 –), 男, 博士, 研究员. 研究领域为复杂系统建模与仿真, 商务智能与群体智能等.