

协同进化算法研究进展

王凌, 沈婧楠, 王圣尧, 邓瑾

(清华大学自动化系, 北京 100084)

摘要: 为了应对复杂优化问题的高维、大规模、多类变量混合、强约束、多极小、多目标、动态与不确定等诸多求解难点, 协同进化已成为改善进化算法性能的有效途径. 对此, 分别从种群协同、个体协同、算法协同、操作协同、参数协同、策略协同、人机协同等方面, 对协同进化算法的代表性研究进展给予了综述, 重点总结了协同进化的机制和算法设计, 并介绍了协同进化算法在若干领域的应用, 最后指出了有待于进一步研究的若干方向和内容.

关键词: 协同进化; 计算智能; 工程优化; 协同机制; 算法设计

中图分类号: TP18

文献标志码: A

Advances in co-evolutionary algorithms

WANG Ling, SHEN Jing-nan, WANG Sheng-yao, DENG Jin

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China. Correspondent: WANG Ling, E-mail: wangling@tsinghua.edu.cn)

Abstract: To tackle the multiple difficulties of complex optimization problems in terms of high dimension, large scale, mixed-type variables, strong constraints, multiple minima, multiple objectives, dynamic and stochastic environments, etc, co-evolution is an effective way to improve the performances of evolutionary algorithms. An overview on co-evolutionary algorithms is presented in terms of population-collaboration, individual-collaboration, algorithm-collaboration, operator-collaboration, parameter-collaboration, strategy-collaboration, and human-machine-collaboration. The mechanisms and designs of co-evolutionary algorithms are summarized. The applications of co-evolutionary algorithms in various fields are introduced. Finally, some future research direction and contents are pointed out.

Keywords: co-evolutionary algorithms; computational intelligence; engineering optimization; co-evolution mechanism; algorithm design

0 引言

协同现象广泛存在于自然界和社会系统, 例如生态系统中物种间的合作、共生、寄生、竞争与捕食, 社会系统中团队间的合作、博弈与均衡. 多个对象通过竞争与合作, 彼此协同, 进而促使整体的演化, 这为智能计算带来了新的思路和机制. 在智能计算领域, 协同进化是指多个对象通过一定的机制和策略开展协同搜索的进化技术. 不同于传统进化算法, 协同进化更强调对象之间的协同进化机制, 例如多种群、多算法、多操作、多策略和多参数的集成进化. 面临优化问题不断增加的复杂性, 例如高维、大规模、多类变量混合、强约束、多极小、多目标、动态不确定等, 简单进化算法难以取得满意的优化性能. 协同进化算法通过多元集成、协同进化的方式, 已成为改善算法优

化质量、效率和鲁棒性的有效途径, 并成为目前进化计算领域的热点研究内容.

迄今, 协同进化算法 (CEA) 已受到诸多领域的广泛关注, 例如生产制造、工业设计、电力系统、物流、交通、目标识别和生命科学等, 相关研究取得了很大进展. 文献 [1] 对协同进化算法的早期研究进展进行了综述, 但主要关注于多种群基于个体评价环节的协同. 本文将从种群协同、个体协同、算法协同、操作协同、参数协同、策略协同、人机协同等多个方面对协同进化算法的代表性研究进展给予更全面的综述, 重点介绍协同进化的机制和算法设计及典型应用, 并指出若干需进一步研究的方向和内容, 为协同进化的研究提供指导, 也将有助于推动智能优化研究的发展.

收稿日期: 2014-04-25; 修回日期: 2014-10-08.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61174189); 高等学校博士学科点专项科研基金项目(20130002110057).

作者简介: 王凌(1972—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能优化调度理论与方法等研究; 沈婧楠(1990—), 女, 博士生, 从事智能优化调度的研究.

1 协同进化算法分类

协同对象是设计协同机制的根本出发点,而协同机制则是算法实现协同进化的关键.根据不同的协同对象、协同架构、协作方式可设计不同的协同算法.

对于传统的进化算法而言,种群通过个体的协同实现进化.协同进化算法的协同对象不限于个体层面,已扩展到种群、参数、搜索操作、搜索策略乃至算法层面,甚至是人机协同.当然,多类对象也可在更高的层面实现协同.例如,分布式进化算法是多种群通过多操作、多参数、多算法的模式实现协同;超启发式算法是多个简单启发式算法通过集成实现协同.对于协同架构,常见方式包括串行结构、并行结构、镶嵌结构、网络结构等.协作方式依照协同对象之间的依赖关系可大致分为竞争协同、合作协同、竞争-合作协同3类,也可采用多类方式的混合,如动态自适应等.

根据协同对象的不同,协同进化算法主要分为种群协同、个体协同、算法协同、操作协同、参数协同、策略协同和人机协同等,如图1所示.基于此分类,本文将综述协同进化算法的代表性进展.

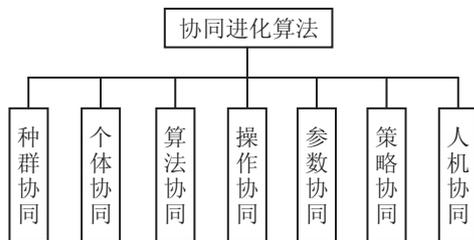


图1 协同进化算法分类

2 种群协同

种群协同是实现协同进化最主要的方式.根据协同侧重环节的不同,种群协同算法主要分为两大类:基于种群间相互评价的评价环节协同和基于子种群划分与迁移的搜索环节协同.第1类主要借鉴生态学领域多物种协同进化的原理,即存在相互作用的不同物种通过彼此适应来实现共同进化.这类协同进化算法^[2]通过种群间相互评价来间接实现协同搜索,按照评价方式的不同又可分为竞争型与合作型.第2类主要借鉴同物种多子种群协同进化的原理,通过子种群的划分与迁移直接实现协同搜索,有时称为分布式进化算法^[3-4].

2.1 竞争型协同进化算法

竞争关系在自然界中广泛存在,例如捕食者-猎物关系、寄生者-寄主关系等.竞争型协同进化算法(Competitive CEA)借鉴生态学科的种间竞争原理,主要有两类种间竞争思路.

1) 某个种群的改善会对其他种群造成选择压力,

进而促进其他种群的进化^[5].该类方法大多用于求解隐式性能指标优化问题,例如博弈游戏^[5]、网络设计优化^[6]、决策树优化^[7]、约束满足问题^[8]、多目标优化^[9]等.个体评价依赖于其他种群的个体,通常通过候选解种群与测试集种群的交互竞赛实现个体的间接评价.为保证评价的合理性与全面性,需要维护各种群内个体的差异性,并保证各种群的整体水平接近.

2) 某个种群的改善会夺取其他种群的生存资源,进而抑制其他种群的进化.该类方法通过种间竞争对不同的种群进行评价,然后基于评价为较优的种群分配更多的生存资源.例如,曹先彬等^[10]构造了一种基于种群动态模型的协同进化模式,依据 Lotka-Volterra 竞争方程计算种群密度,调整各子种群的规模;Gu 等^[11]提出了一种双种群竞争型协同进化量子遗传算法,设计了3种种间竞争策略对种群进行评价,进而实现种群规模的动态调整.

2.2 合作型协同进化算法

合作型协同进化算法(Cooperative CEA)^[2]基于“分治”实现种间合作,把复杂问题分解成若干子问题并由各种群分别求解,通过多种群合作实现协同评价.作为一种有效的次优化手段,问题的分解有利于缩小搜索范围,降低求解难度,但分解的方式将影响算法的整体求解性能.

针对变量可分离的高维函数优化问题, Potter 等^[12]把 N 维问题转化为 N 个 1 维问题,每个种群优化单一的决策维度.对于变量不可分离的函数优化问题,文献[13-15]提出了动态的变量分组方法,在搜索过程中分析变量的相关性,把强相关的变量联合进化.针对多目标的情况, Goh 等^[16-17]提出了基于变量分割的竞争-合作型协同进化算法;耿焕同等^[18]提出了一种均衡分散性与收敛性的合作型协同进化算法.对于神经网络的设计问题,可按照网络结构进行多种群的合作型协同优化^[19-21].对于约束优化问题, Krohling 等^[22]将其建模成 Min-Max 问题,采用双种群分别优化拉格朗日乘子与目标变量; Huang 等^[23]针对罚函数法难以设定合适的罚系数的难点,通过双种群协同搜索罚系数和决策变量,同时获取好的罚系数和决策解.另外,文献[24]综述了合作型协同进化算法的算法结构、研究现状与相关应用.

2.3 分布式进化算法

分布式进化算法(dEA)^[3-4]通常基于孤岛模型,通过多个子种群(孤岛)的各自进化执行协同搜索,并通过种群迁移实现搜索信息的共享.不同的子种群可采用不同的操作、策略、参数以实现进化.

基于个体的空间相似度对种群进行划分或动态

处理, 不同子种群负责搜索不同的区域, 多种群协同搜索有利于维持种群的多样性. 例如, 陶新民等^[25]利用免疫原理分割初始种群, 最大限度地实现了子种群对搜索空间的均匀覆盖. 对于多峰优化问题, 小生境技术可用于子种群的划分, 有利于算法同时获得多个峰值, 而不仅仅是得到某个峰值^[26]. 对于多目标优化问题, 种群通过基于目标空间的分割, 有利于所得帕累托前沿具有良好的均匀性与分散性^[27-28].

通过种群的迁移可实现子种群间搜索信息的共享与融合, 避免单一种群因陷入局部极小而出现早熟收敛. 种群的迁移行为涉及拓扑结构、迁移频率、迁移者的选择、外来个体的接收方式等4个方面, 不同迁移行为直接影响算法的求解性能, 过于频繁的大规模种群迁移易丧失不同种群之间的差异性. 周頔等^[29]提出了一种具有量子行为的协同微粒群优化算法, 基于仿真确定子种群的大小和迁移频率. Salto等^[30]提出了一种迁移频率自适应变化的异质分布式遗传算法. 刘全等^[31]提出了一种双精英协同进化遗传算法, 子种群利用相异精英个体与进化策略指导优化. 此外, 文献[32]基于竞争的机制分配各子种群的计算量, 进而改善搜索性能.

理论方面的研究主要是协同算法的收敛性和复杂性分析以及协同机制对算法性能的影响等. Subbu等^[33]讨论了分布式合作型CEA的模型及收敛性. Wiegand等^[34]基于进化博弈论(EGT)中的多种群对称博弈模型, 对合作型CEA的动态特性进行了理论分析. 孙晓燕等^[35]探讨了合作型协同进化遗传算法的进化效率和计算复杂度与子种群规模的关系. 针对dEA, Alba等^[36]针对一系列经典问题讨论了不同的迁移策略对分布式遗传算法性能的影响; Ruciński等^[37]讨论了不同的迁移拓扑结构对dEA性能的影响; Muelas等^[38]讨论了不同的信息共享方式对孤岛模型下的分布估计算法(EDA)性能的影响.

3 个体协同

个体协同是群体进化算法最基本的协作方式. 群智能算法通过不同的方式选择不同的个体进行协作, 有些算法采用特殊的组织方式实现个体的协同进化, 例如网格计算下的细胞进化算法、基于博弈论模型的多个体协同算法.

3.1 群智能算法

群智能算法^[39]借鉴自然现象、生物或社会行为, 通过多个个体协同实现群体的进化.

遗传算法(GA)通常采用轮盘赌的方式选择具有高适配值的个体, 进而通过交叉操作实现个体间的协作; 差分进化(DE)算法随机选择多个不同的个体, 在

各维度上通过变异与交叉实现个体间的协作; 微粒群优化算法(PSO)利用个体的历史最优信息以及整个种群的全局最优信息, 通过将多元信息的融合实现个体的进化; 分布估计算法基于精英个体集的信息更新概率模型, 多个精英个体的融合有利于通过采样概率模型进一步获取优良个体. 由于群智能算法不是本文综述重点, 在此对群智能算法不予一一介绍.

3.2 细胞进化算法

细胞进化算法(cEA)^[3]是一类基于网格计算的细粒度并行进化算法. 区别于传统的群智能算法, 细胞进化算法基于物理的拓扑结构对个体的交互范围进行限制, 种群内的个体被固定于网格的节点, 通过与邻居的竞争或合作实现种群的进化. 细胞进化算法大多通过分布式系统的并行计算得到实现^[40], 拓扑网络的定义和交互邻域的界定是影响算法性能的关键.

针对可满足性问题, Folino等^[40]提出了混合细胞遗传算法(cGA), 并通过多指令流多数据流的并行计算系统实现了算法. Alba等^[41]提出了动态cGA, 并探讨了全局探索与局部开发的平衡问题. 文献[42-43]基于智能体的概念描述个体, 分别提出了函数优化和组合优化的多智能体遗传算法. 吴亚丽等^[44]基于多种群协同进化机制提出了函数优化的一种链式结构下的多智能体进化算法. 上述多智能体算法在高维问题上性能优越.

3.3 基于博弈模型的个体协同

在博弈论的指导下, 个体可定义为博弈游戏的参与者. 参与者拥有自己的策略集与目标偏好, 通过考虑对手的行为, 采取特定的策略实现个体利益的最大化. 竞争型与合作型协同进化算法可视为基于多物种进化博弈的优化方法, 物种追求自身最优, 并与其他物种的竞争或合作达到总体的平衡.

对于多目标优化问题, 单维优化目标通常可作为参与者的个体偏好. Li等^[45]以单维优化目标作为博弈参与者, 当前种群作为策略集, 通过多目标博弈得到纳什均衡意义下的最优解.

理论方面的研究包括基于马尔可夫模型的算法收敛性^[46-47]以及个体协同机制对算法性能的影响^[48-49]. 另外, Alba等^[50]针对细胞进化算法探讨了网格拓扑和邻域形状对cGA全局探索/局部搜索能力的影响. Giacobini等^[51]针对指环结构与晶格结构, 结合不同的更新策略给出了选择压力的理论模型, 并讨论了选择压力的可控性.

4 算法协同

“No-free-lunch”定理表明没有一种算法对所有问题都是最有效的. 随着问题复杂性的增加, 单一算

法难以取得满意的优化性能,多种算法通过融合各自的优势协同搜索可有效改善性能.算法协同的对象可以是数学规划方法、启发式规则、局部搜索算法和智能算法等.王凌等^[52]按照结构特征把算法混合方式归纳为串行、镶嵌、并行和混合4类,并给出了混合算法的统一框架,包括基于空间层次的横向分解与综合,基于进程层次的纵向串行或镶嵌,为算法协同的设计提供了指导.

就进化算法而言,多种算法的混合性搜索是最常见的方式.例如,Ahn等^[53]提出了一种PSO与EDA的融合算法;Shi等^[54]将cEA网格计算与PSO相结合;Aydin等^[55]提出了一种启发式算法智能体与群智能计算的协同思路,并将PSO与模拟退火相结合.

多种算法也可以通过个体层面的相互作用实现竞争与合作.一方面,在搜索进程中多种算法可以同时并行实施搜索,通过种群内个体协同实现信息交互.例如,Wang等^[56]提出了结合DE与单纯型搜索的混合算法,种群的子代个体分别由DE和单纯型搜索产生.另一方面,可以随机或自适应或根据某种智能策略从多种算法中选择某种算法实施搜索,如超启发式算法^[57-58].Xing等^[59]提出了集成GA与蚂蚁算法(ACO)的分布式协同进化算法.Wang等^[60]采用两阶段搜索,在不同的进化阶段侧重点不同:第1阶段应用EDA定位有潜力的搜索区域,第2阶段采用多种算法协同开展局部细搜索.

5 操作协同

种群的进化通过单一或多类操作实现搜索,例如交叉、变异等.同类操作又可以有多种实施方式,例如排序问题的变异可采用互换、逆序、插入等操作实现,不同的搜索方式通过不同的邻域结构改变解.在缺乏经验的情况下,难以决定采用何种搜索操作.因此,可采用多操作协同搜索的方法,既丰富了搜索模式,在一定程度上又可避免单一模式陷入局部极小.对于特定问题,问题特性的利用很重要,在使用侧重于全局搜索的智能算法时,利用结合问题特性的局部搜索,可增强算法的整体寻优能力,并提高搜索效率^[61].操作协同主要包括以下方式.

1) 单种群下的串行多操作协同.例如,memetic algorithm (MA)^[62-63]集成了局部搜索和进化搜索.如何设计有效的局部搜索操作,选择何种进化操作,如何均衡不同搜索操作的计算量,事关整体算法全局探索与局部开发的平衡性,是协同算法设计的关键.

2) 单种群下的并行多操作协同.类似于多算法的协同,随机或自适应或动态自学习地从多种操作中选择某种操作实施搜索^[64].Yoon等^[65]讨论了不同

交叉算子的混合对求解旅行商问题的性能的影响.Martínez-Bernabeu等^[66]将不同的搜索操作并行集成.Elsayed等^[67]提出了集成多种变异、交叉操作的DE算法.

3) 多种群下的分布式操作协同.不同的搜索操作作用于不同的子种群,各种群单独进化并适时交互信息,同时通过种间竞争决定各操作在后期的使用情况.Mallipeddi等^[68]提出多操作协同自适应进化规划算法,两个子种群分别采用高斯变异与柯西变异.Tasgetiren等^[69]提出多种群下的离散DE,不同子种群采用不同的交叉算子和参数配置.Elsayed等^[70]提出了基于多操作协同的GA与DE算法.Wang等^[71]提出了双种群协同进化算法,两个种群分别采用侧重全局探索与局部开发的两套操作.

6 参数协同

进化算法的性能依赖于算法参数的配置.然而,算法的参数配置缺乏有效的理论指导,研究者通常根据经验、或者采取实验设计的方式给定算法参数.参数协同是实现参数自适应的有效方式,有利于增强算法对不同问题的适应性.

文献[69, 72-73]为不同的种群配置不同的算法参数,种群各自进化,并通过种群协同共享搜索信息.曹先彬等^[10]通过竞争机制,为不同参数配置的多种群合理分配计算量.Tanabe等^[74]提出了一种基于随机参数分配的分布式进化算法,削弱了算法对参数配置的依赖性.

事实上,参数配置本身就是一个优化问题.通过对参数进行编码,采用智能算法对参数进行优化,可实现算法参数与问题决策量的协同进化^[75-76].

理论方面的研究主要通过对参数空间的分析,为参数的优化配置提供参考.例如,Franken^[77]应用可视化技术探讨了PSO的参数空间特性,分析了参数间的关联性,进而指导算法的参数设置.

7 策略协同

策略在此指问题求解与算法实现过程中使用的相关方法与技术,例如编码与解码策略、模型、约束处理技术、多目标处理技术等.进化算法通常采用单一的策略,例如选择常用的随机选择或轮盘赌或锦标赛的方式,策略协同可综合不同策略的优势,有利于提高算法的性能,增强鲁棒性.

类似于操作协同,策略协同可以是基于单种群的并行协作,也可以是基于多种群竞争与合作的集成协同.针对单目标与多目标约束优化问题,文献[78-79]基于多种群集成了不同的约束处理技术,不同种群采

用不同的约束处理技术,在种群迁移环节父代种群与所有的子代种群进行融合,然后执行选择操作.通过子代种群的共享,可促进优势个体的扩散,有效利用多种约束处理技术的优势.针对多峰函数, Yu 等^[80]基于多种群集成了不同的小生境技术,采用子代种群共享机制.针对生产调度问题, Chen 等^[81]提出了集成两种概率模型的EDA.

8 人机协同

人机协同进化算法又称交互式进化算法(IEA)^[82],通过人的知识或偏好指导算法的搜索进程,多用于求解隐性指标问题,例如工业设计、图像与语音处理等.一方面,可根据决策者的主观知识直接评价个体.例如, García-Hernández 等^[83]对种群进行分类,决策者仅仅是直接评价每个类别的代表个体,并通过记录优秀个体为后续评价提供参考,以减轻决策者的评价负担.另一方面,可设计代理评价准则或构造代理评价模型以实现个体的辅助评价.例如,针对多目标优化问题, Phelps 等^[84]根据决策者对已有个体的优劣排序来优化多目标权值; Sinha 等^[85]提出了融合决策者偏好的多目标支配准则,实现搜索环节与决策环节的协同; Pedro 等^[86]通过训练神经网络,构造代理评价模型.此外,决策者可直接干涉搜索操作^[87].人机协同的缺点在于人的低效率性与易疲劳性限制了交互式进化搜索的规模.合理高效的交互方式、对主观评价的不确定性的有效处理,是人机协同进化算法设计的关键.

9 协同进化算法应用研究

随着协同进化算法研究的发展,其应用领域也在不断拓宽.限于篇幅,下面仅对近些年部分具有代表性的应用研究给予介绍.

1) 神经网络.针对特征选择问题, Tian 等^[88]提出了基于双种群的协同进化算法,对 RBF 神经网络进行优化设计,实现了特征集与神经网络结构的同步进化. Chandra 等^[19-21,89]采用基于变量分解的合作型协同进化算法,分别对 Elman 回归网络、多层前向网络进行优化设计,并用于混沌时间序列的预测.

2) 模式识别. Thida 等^[90]针对拥挤场景下的多目标跟踪问题,提出了一种基于多种群交互的 PSO. Chaaaraoui 等^[91]针对人体动作识别优化问题,通过多种群协同实现了实例、特征、参数选择的协同进化. Ugolotti 等^[92]基于 NVIDIA™ CUDA 通用并行计算架构集成了 PSO 与 DE,有效求解了目标探测问题. Lai 等^[93]结合交互式 GA,开发了一个面向用户的图像检索系统.

3) 生产调度.针对多协作车间计划调度问题,于晓义等^[94]采用遗传算法实现了各单车间调度子问题的并行协同进化优化.针对随机作业车间调度问题, Gu 等^[11]提出了一种双种群竞争的协同进化量子遗传算法,并给出了动态调整种群规模的3种竞争策略.针对柔性车间调度问题, Xing 等^[95]提出了 GA 与 ACO 的集成算法; Wang 等^[95]提出了一种双种群 EDA 算法,采用两个概率模型分别优化工件排序和机器分配.针对半导体最终测试调度问题, Hao 等^[96]提出了基于分治的合作型协同 EDA 算法.针对混合流水线调度问题, Su 等^[28]利用分布式协同进化算法,通过全局智能体和局部智能体的协同实现了全局探索与局部开发的平衡.

4) 工业设计.针对服装设计问题, Kim 等^[97]提出了一种人机协同交互式 GA.针对多标准决策的服装匹配问题, Ding 等^[98]提出了基于服装与客户交互的协同免疫算法.针对布局设计问题, Zhao 等^[99]提出了基于人机协同的多种群 PSO 免疫算法.

5) 电力系统.针对经济无功分配问题, Xiong 等^[100]提出了集成多种策略的生物地理学算法; Wang 等^[101]提出了差分进化与和声搜索的一种集成算法.针对电力市场的纳什均衡问题,杨彦等^[102]运用协同进化算法进行求解; Ladjici 等^[103]提出了一种竞争型协同进化算法.针对配电网重构问题, Niknam 等^[104]提出了结合 PSO 与单纯型搜索的混合协同算法.

6) 生命科学.针对蛋白质柔性配体对接问题, Yang 等^[105]提出了一种多操作协同进化算法.

7) 其它.针对不等面积设备布局问题, García-Hernández 等^[83]采用交互式 GA 进行求解.针对烟草配送系统的分区平衡问题, Hu 等^[106]利用两阶段协同免疫算法进行求解.针对可靠性冗余优化问题, Wang 等^[107]利用差分进化与和声搜索进行协同优化,两个种群通过不同的算法分别处理问题的连续变量和离散变量.针对工程设计问题, He 等^[108]利用两个种群通过 PSO 协同进化决策变量和罚系数.针对劳动力市场划分问题, Martínez-Bernabeu 等^[66]采用多操作协同 GA 进行求解.

10 结论与展望

纵观协同进化的研究现状,协同进化算法已成为求解复杂优化问题的有效手段,受到了广泛关注,并成为了诸多领域的研究热点.但是,协同进化的研究还很不成熟,尚有许多工作有待深入开展.

1) 协同进化理论.目前,协同进化的研究大多处于算法层面,理论研究很少,很不充分.一方面,协同进化算法的收敛性与收敛速度估计、算法的计算复杂

度、搜索操作的邻域特征、参数配置的理论指导、协同机制对算法性能的影响,这些理论问题都值得关注.另一方面,采用进化博弈论和复制动力学等方法分析算法种群动态性等,有利于提出更有效的协同机制.目前协同进化算法种类繁多,建立合理的统一描述或框架^[109],开展系统性的研究具有重要的指导意义.

2) 协同进化架构.随着并行计算、分布式计算、云计算^[110]、大数据^[111]等信息技术和概念的出现与发展,在新的架构下设计并实现基于多系统、多模块、多方法相集成的高效协同进化算法,是一个值得重视的研究方向.基于图论^[112]、元胞自动机、多智能体等概念,提出更加高效的分布式协同计算模型与框架也值得关注.

3) 协同进化对象.目前协同进化算法主要研究同类对象的集成,例如多个体、多算法、多操作、多参数、多策略的协同等.借鉴人工智能、生物科学、社会科学等领域的思想和概念,将为协同算法的设计带来新的活力.例如,利用多智能体的原理与技术,研究不同类型对象的协同以及不同的协作模式,包括搜索操作与策略的协同、启发式算法与分布式仿真的协同、控制与优化的协同等.

4) 基于知识的协同进化算法.大数据时代^[111]对信息提取与处理的效率有着更加苛刻的要求,针对现实问题的复杂性与动态性,实现基于知识的搜索无疑将提高算法的性能.融合基于先验的离线知识和基于学习的在线知识,有利于更好地执行协同进化.其中:离线知识包括面向问题特性的局部搜索、基于实验分析的指导规则、基于经验的策略或参数的适用域、多目标处理技术、约束处理技术、不确定优化技术等;在线知识包括协作模式的自学习,参数、策略、搜索空间、计算资源的自调整,协作信息的交互与融合等.通过协作模式的历史信息的分析与数据挖掘,通过动态调整,取得更好的协作性能.另外,对于大规模优化问题,在“分治”思想的指导下合理设计协同进化算法,有利于提出更具实效的方法.

5) 协同进化的应用.理论与应用研究相互促进各自的发展.目前,协同进化算法在若干工程问题上得到了初步应用,但研究还有待丰富.一方面,要注重协同进化算法在已有应用领域的深入研究,强调算法的实用性和有效性;另一方面,要注重协同进化算法在其他领域的拓展性,强调算法的普适性和推广性.

相信,随着相关学科的发展以及多学科的交叉融合,协同进化的研究将会得到更好的发展,理论将更加完善,算法将更加实效,应用将更加广阔,前景光明.

参考文献(References)

- [1] 董红斌,黄厚宽,印桂生,等.协同演化算法研究进展[J].计算机研究与发展,2008,45(3):454-463.
(Dong H B, Huang H K, Yin G S, et al. An overview of the research on coevolutionary algorithms[J]. J of Computer Research and Development, 2008, 45(3): 454-463.)
- [2] Wiegand R P. An analysis of cooperative coevolutionary algorithms[D]. Fairfax: Department of Computer Science, George Mason University, 2003.
- [3] Cantú-Paz E. A survey of parallel genetic algorithms[J]. Calculateurs Paralleles, Reseaux et Systems Repartis, 1998, 10(2): 141-171.
- [4] Alba E, Tomassini M. Parallelism and evolutionary algorithms[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(5): 443-462.
- [5] Rosin C D, Belew R K. New methods for competitive coevolution[J]. Evolutionary Computation, 1997, 5(1): 1-29.
- [6] Hillis W D. Co-evolving parasites improve simulated evolution as an optimization procedure[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1990, 42(1): 228-234.
- [7] Aitkenhead M J. A co-evolving decision tree classification method[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(1): 18-25.
- [8] Paredis J. Co-evolutionary constraint satisfaction[C]. Parallel Problem Solving from Nature PPSN III. Berlin: Springer, 1994: 46-55.
- [9] Lohn J D, Kraus W F, Haith G L. Comparing a coevolutionary genetic algorithm for multiobjective optimization[C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation. Honolulu, 2002: 1157-1162.
- [10] 曹先彬,罗文坚.基于生态种群竞争模型的协同进化[J].软件学报,2001,12(4):556-562.
(Cao X B, Luo W J. A co-evolution pattern based on ecological population competition model[J]. J of Software, 2001, 12(4): 556-562.)
- [11] Gu J, Gu M, Cao C, et al. A novel competitive co-evolutionary quantum genetic algorithm for stochastic job shop scheduling problem[J]. Computers & Operations Research, 2010, 37(5): 927-937.
- [12] Potter M, Jong K. A cooperative coevolutionary approach to function optimization[C]. Parallel Problem Solving from Nature PPSN III. Berlin: Springer, 1994: 249-257.
- [13] Li X, Yao X. Cooperatively coevolving particle swarms for large scale optimization[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2012, 16(2): 210-224.
- [14] Omidvar M N, Li X, Mei Y, et al. Cooperative co-evolution with differential grouping for large scale optimization[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2014, 18(3): 378-393.

- [15] Yang Z, Tang K, Yao X. Large scale evolutionary optimization using cooperative coevolution[J]. *Information Sciences*, 2008, 178(15): 2985-2999.
- [16] Goh C K, Tan C K. A competitive-cooperative coevolutionary paradigm for dynamic multiobjective optimization[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2009, 13(1): 103-127.
- [17] Goh C K, Tan C K, Liu D, et al. A competitive and cooperative co-evolutionary approach to multi-objective particle swarm optimization algorithm design[J]. *European J of Operational Research*, 2010, 202(1): 42-54.
- [18] 耿焕同, 朱海峰, 张茜, 等. 均衡分布性与收敛性的协同进化多目标优化算法[J]. *控制与决策*, 2013, 28(1): 55-60.
(Geng H T, Zhu H F, Zhang Q, et al. Co-evolutionary multi-objective optimization algorithm with balanced diversity and convergence[J]. *Control and Decision*, 2013, 28(1): 55-60.)
- [19] Chandra R, Zhang M J. Cooperative coevolution of elman recurrent neural networks for chaotic time series prediction[J]. *Neurocomputing*, 2012, 86(1): 116-123.
- [20] Chandra R, Freaun M, Zhang M J. Crossover-based local search in cooperative co-evolutionary feedforward neural networks[J]. *Applied Soft Computing*, 2012, 12(9): 2924-2932.
- [21] Chandra R. Memetic cooperative coevolution of elman recurrent neural networks[J]. *Soft Computing*, 2014, 18(8): 1549-1559.
- [22] Krohling R A, dos Santos Coelho L. Coevolutionary particle swarm optimization using gaussian distribution for solving constrained optimization problems[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2006, 36(6): 1407-1416.
- [23] Huang F Z, Wang L, He Q. An effective co-evolutionary differential evolution for constrained optimization[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2007, 186(1): 340-356.
- [24] 张凯波, 李斌. 合作型协同演化算法研究进展[J]. *计算机工程与科学*, 2014, 36(4): 674-684.
(Zhang K B, Li B. Research overview of cooperative coevolutionary algorithms[J]. *Computer Engineering & Science*, 2014, 36(4): 674-684.)
- [25] 陶新民, 徐晶, 杨立标, 等. 改进的多种群协同进化微粒群优化算法[J]. *控制与决策*, 2009, 24(9): 1406-1411.
(Tao X M, Xu J, Yang L B, et al. Multi-species cooperative particle swarm optimization algorithm[J]. *Control and Decision*, 2009, 24(9): 1406-1411.)
- [26] Bessaou M, Pérowski A, Siarry P. Island model cooperating with speciation for multimodal optimization [C]. *Parallel Problem Solving from Nature PPSN VI*. Berlin: Springer, 2000: 437-446.
- [27] Jiao L, Wang H, Shang R, et al. A co-evolutionary multi-objective optimization algorithm based on direction vectors[J]. *Information Sciences*, 2013, 228(1): 90-112.
- [28] Su S, Yu H, Wu Z, et al. A distributed coevolutionary algorithm for multiobjective hybrid flowshop scheduling problems[J]. *Int J of Advanced Manufacturing Technology*, 2014, 70(1-4): 477-494.
- [29] 周嶂, 孙俊, 须文波. 具有量子行为的协同粒子群优化算法[J]. *控制与决策*, 2011, 26(4): 582-586.
(Zhou D, Sun J, Xu W B. Quantum-behaved particle swarm optimization algorithm with cooperative approach[J]. *Control and Decision*, 2011, 26(4): 582-586.)
- [30] Salto C, Alba E. Designing heterogeneous distributed gas by efficiently self-adapting the migration period[J]. *Applied Intelligence*, 2012, 36(4): 800-808.
- [31] 刘全, 王晓燕, 傅启明, 等. 双精英协同进化遗传算法[J]. *软件学报*, 2012, 23(4): 765-775.
(Liu Q, Wang X Y, Fu Q M, et al. Double elite coevolutionary genetic algorithm[J]. *J of Software*, 2012, 23(4): 765-775.)
- [32] 刘朝华, 章兢, 张英杰, 等. 竞争合作型协同进化免疫算法及其在旅行商问题中的应用[J]. *控制理论与应用*, 2010, 27(10): 1322-1330.
(Liu Z H, Zhang J, Zhang Y J, et al. Competitive-cooperative coevolutionary immune-dominant clone selection algorithm for solving the traveling salesman problem[J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(10): 1322-1330.)
- [33] Subbu R, Sanderson A C. Modeling and convergence analysis of distributed coevolutionary algorithms[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2004, 34(2): 806-822.
- [34] Wiegand R P, Liles W C, De Jong K A. Analyzing cooperative coevolution with evolutionary game theory[C]. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Honolulu, 2002: 1600-1605.
- [35] 孙晓燕, 巩敦卫. 变种群规模合作型协同进化遗传算法及其在优化中的应用[J]. *控制与决策*, 2004, 19(12): 1437-1440.
(Sun X Y, Gong D W. Varying population size cooperative coevolutionary genetic algorithm and its application in optimization[J]. *Control and Decision*, 2004, 19(12): 1437-1440.)
- [36] Alba E, Troya J M. Influence of the migration policy in parallel distributed gas with structured and panmictic populations[J]. *Applied Intelligence*, 2000, 12(3): 163-181.

- [37] Ruciński M, Izzo D, Biscani F. On the impact of the migration topology on the island model[J]. *Parallel Computing*, 2010, 36(10): 555-571.
- [38] Muelas S, Mendiburu A, LaTorre A, et al. Distributed estimation of distribution algorithms for continuous optimization: How does the exchanged information influence their behavior?[J]. *Information Sciences*, 2014, 268(1): 231-254.
- [39] Boussaïd I, Lepagnot J, Siarry P. A survey on optimization metaheuristics[J]. *Information Sciences*, 2013, 237(10): 82-117.
- [40] Folino G, Pizzuti C, Spezzano G. Parallel hybrid method for sat that couples genetic algorithms and local search[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2001, 5(4): 323-334.
- [41] Alba E, Dorronsoro B. The exploration/exploitation tradeoff in dynamic cellular genetic algorithms[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2005, 9(2): 126-142.
- [42] Zhong W, Liu J, Xue M, et al. A multiagent genetic algorithm for global numerical optimization[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2004, 34(2): 1128-1141.
- [43] Liu J, Zhong W, Jiao L. A multiagent evolutionary algorithm for combinatorial optimization problems[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2010, 40(1): 229-240.
- [44] 吴亚丽, 靳笑一, 刘格. 链式多种群多智能体进化算法[J]. *控制理论与应用*, 2013, 30(1): 37-53.
(Wu Y L, Jin X Y, Liu G. Chainlike multi-population multi-agent evolutionary algorithm[J]. *Control Theory & Applications*, 2013, 30(1): 37-53.)
- [45] Li X, Gao L, Li W. Application of game theory based hybrid algorithm for multi-objective integrated process planning and scheduling[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(1): 288-297.
- [46] Rudolph G. Convergence analysis of canonical genetic algorithms[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1994, 5(1): 96-101.
- [47] Zhang Q, Muhlenbein H. On the convergence of a class of estimation of distribution algorithms[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2004, 8(2): 127-136.
- [48] Bickel T, Thiele L. A comparison of selection schemes used in evolutionary algorithms[J]. *Evolutionary Computation*, 1996, 4(4): 361-394.
- [49] Zaharie D. Influence of crossover on the behavior of differential evolution algorithms[J]. *Applied Soft Computing*, 2009, 9(3): 1126-1138.
- [50] Alba E, Dorronsoro B. The exploration/exploitation tradeoff in dynamic cellular genetic algorithms[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2005, 9(2): 126-142.
- [51] Giacobini M, Tomassini M, Tettamanzi A G, et al. Selection intensity in cellular evolutionary algorithms for regular lattices[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2005, 9(5): 489-505.
- [52] 王凌, 郑大钟. 混合优化策略统一结构的探讨[J]. *控制与决策*, 2002, 17(1): 33-36.
(Wang L, Zheng D Z. Study on unified framework of hybrid optimization strategies[J]. *Control and Decision*, 2002, 17(1): 33-36.)
- [53] Ahn C W, An J, Yoo J C. Estimation of particle swarm distribution algorithms: Combining the benefits of PSO and EDAs[J]. *Information Sciences*, 2012, 192(1): 109-119.
- [54] Shi Y, Liu H, Gao L, et al. Cellular particle swarm optimization[J]. *Information Sciences*, 2011, 181(20): 4460-4493.
- [55] Aydin M E. Coordinating metaheuristic agents with swarm intelligence[J]. *J of Intelligent Manufacturing*, 2012, 23(4): 991-999.
- [56] Wang L, Xu Y, Li L. Parameter identification of chaotic systems by hybrid Nelder-Mead simplex search and differential evolution algorithm[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(4): 3238-3245.
- [57] Burke E, Hyde M, Kendall G, et al. A classification of hyper-heuristic approaches[C]. *Handbook of Metaheuristics*. New York: Springer, 2010: 449-468.
- [58] Burke E K, Gendreau M, Hyde M, et al. Hyper-heuristics: A survey of the state of the art[J]. *J of the Operational Research Society*, 2013, 64(12): 1695-1724.
- [59] Xing L, Chen Y, Yang K. Multi-population interactive coevolutionary algorithm for flexible job shop scheduling problems[J]. *Computational Optimization and Applications*, 2011, 48(1): 139-155.
- [60] Wang Y, Huang J, Dong W S, et al. Two-stage based ensemble optimization framework for large-scale global optimization[J]. *European J of Operational Research*, 2013, 228(2): 308-320.
- [61] Chen X, Ong Y S, Lim M H, et al. A multi-facet survey on memetic computation [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2011, 15(5): 591-607.
- [62] Neri F, Cotta C. Memetic algorithms and memetic computing optimization: A literature review[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2012, 2(1): 1-14.
- [63] 刘漫丹. 文化基因算法(memetic algorithm)研究进展[J]. *自动化技术与应用*, 2008, 26(11): 1-4.
(Liu M D. The development of the memetic algorithm[J]. *Techniques of Automation & Applications*, 2008, 26(11): 1-4.)

- [64] Zhang L, Wang L, Zheng D Z. An adaptive genetic algorithm with multiple operators for flowshop scheduling[J]. *The Int J of Advanced Manufacturing Technology*, 2006, 27(5/6): 580-587.
- [65] Yoon H S, Moon B R. An empirical study on the synergy of multiple crossover operators[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 212-223.
- [66] Martínez-Bernabeu L, Flórez-Revuelta F, Casado-Díaz J M. Grouping genetic operators for the delineation of functional areas based on spatial interaction[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(8): 6754-6766.
- [67] Elsayed S M, Sarker R A, Essam D L. Self-adaptive differential evolution incorporating a heuristic mixing of operators[J]. *Computational Optimization and Applications*, 2013, 54(3): 771-790.
- [68] Mallipeddi R, Mallipeddi S, Suganthan P N. Ensemble strategies with adaptive evolutionary programming[J]. *Information Sciences*, 2010, 180(9): 1571-1581.
- [69] Tasgetiren F M, Suganthan P N, Pan Q K. An ensemble of discrete differential evolution algorithms for solving the generalized traveling salesman problem[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2010, 215(9): 3356-3368.
- [70] Elsayed S M, Sarker R A, Essam D L. Multi-operator based evolutionary algorithms for solving constrained optimization problems[J]. *Computers & Operations Research*, 2011, 38(12): 1877-1896.
- [71] Wang H F, Chen Y Y. A coevolutionary algorithm for the flexible delivery and pickup problem with time windows[J]. *Int J of Production Economics*, 2013, 141(1): 4-13.
- [72] Tongchim S, Chongstitvatana P. Parallel genetic algorithm with parameter adaptation[J]. *Information Processing Letters*, 2002, 82(1): 47-54.
- [73] Zhao S, Suganthan P N, Zhang Q. Decomposition-based multiobjective evolutionary algorithm with an ensemble of neighborhood sizes[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2012, 16(3): 442-446.
- [74] Tanabe R, Fukunaga A. Evaluation of a randomized parameter setting strategy for island-model evolutionary algorithms[C]. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Cancun, 2013: 1263-1270.
- [75] Mallipeddi R, Suganthan P N, Pan Q K, et al. Differential evolution algorithm with ensemble of parameters and mutation strategies[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(2): 1679-1696.
- [76] Elsayed S M, Sarker R A, Mezura-Montes E. Self-adaptive mix of particle swarm methodologies for constrained optimization[J]. *Information Sciences*, 2014, 277(1): 216-233.
- [77] Franken N. Visual exploration of algorithm parameter space[C]. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Trondheim, 2009: 389-398.
- [78] Qu B, Suganthan P. Constrained multi-objective optimization algorithm with an ensemble of constraint handling methods[J]. *Engineering Optimization*, 2011, 43(4): 403-416.
- [79] Mallipeddi R, Suganthan P N. Ensemble of constraint handling techniques[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2010, 14(4): 561-579.
- [80] Yu E, Suganthan P N. Ensemble of niching algorithms[J]. *Information Sciences*, 2010, 180(15): 2815-2833.
- [81] Chen S H, Chen M C. Addressing the advantages of using ensemble probabilistic models in estimation of distribution algorithms for scheduling problems[J]. *Int J of Production Economics*, 2013, 141(1): 24-33.
- [82] 黄永青, 张祥德. 交互式进化计算研究进展[J]. *控制与决策*, 2010, 25(9): 1281-1286.
(Huang Y Q, Zhang X D. Review on interactive evolutionary computation[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(9): 1281-1286.)
- [83] García-Hernández L, Pierreval H, Salas-Morera L, et al. Handling qualitative aspects in unequal area facility layout problem: An interactive genetic algorithm[J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(4): 1718-1727.
- [84] Phelps S, Köksalan M. An interactive evolutionary metaheuristic for multiobjective combinatorial optimization[J]. *Management Science*, 2003, 49(12): 1726-1738.
- [85] Sinha A, Korhonen P, Wallenius J, et al. An interactive evolutionary multi-objective optimization algorithm with a limited number of decision maker calls[J]. *European J of Operational Research*, 2014, 233(3): 674-688.
- [86] Pedro L R, Takahashi R H. INSPM: An interactive evolutionary multi-objective algorithm with preference model[J]. *Information Sciences*, 2014, 268(1): 202-219.
- [87] 巩敦卫, 郝国生, 周勇, 等. 分层交互式进化计算及其应用[J]. *控制与决策*, 2004, 19(10): 1117-1120.
(Gong D W, Hao G S, Zhou Y, et al. Hierarchical interactive evolutionary computation and its application[J]. *Control and Decision*, 2004, 19(10): 1117-1120.)
- [88] Tian J, Li M, Chen F. Dual-population based coevolutionary algorithm for designing rbfn with feature selection[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(10): 6904-6918.
- [89] Chandra R, Frean M, Zhang M J, et al. Encoding subcomponents in cooperative co-evolutionary recurrent neural networks[J]. *Neurocomputing*, 2011, 74(17): 3223-3234.

- [90] Thida M, Eng H L, Monekosso D N, et al. A particle swarm optimisation algorithm with interactive swarms for tracking multiple targets[J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(6): 3106-3117.
- [91] Chaaoui A A, Flórez-Revuelta F. Optimizing human action recognition based on a cooperative coevolutionary algorithm[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2014, 31(1): 116-125.
- [92] Ugolotti R, Nashed Y S, Mesejo P, et al. Particle swarm optimization and differential evolution for model-based object detection[J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(6): 3092-3105.
- [93] Lai C C, Chen Y C. A user-oriented image retrieval system based on interactive genetic algorithm[J]. *IEEE Trans on Instrumentation and Measurement*, 2011, 60(10): 3318-3325.
- [94] 于晓义, 孙树栋, 褚崑. 基于并行协同进化遗传算法的多协作车间计划调度[J]. *计算机集成制造系统*, 2008, 14(5): 991-1000.
(Yu X Y, Sun S D, Chu W. Parallel collaborative evolutionary genetic algorithm for multi-workshop planning and scheduling problems[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2008, 14(5): 991-1000.)
- [95] Wang L, Wang S Y, Xu Y, et al. A bi-population based estimation of distribution algorithm for the flexible job-shop scheduling problem[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2012, 62(4): 917-926.
- [96] Hao X C, Wu J Z, Chien C F, et al. The cooperative estimation of distribution algorithm: A novel approach for semiconductor final test scheduling problems[J]. *J of Intelligent Manufacturing*, 2014, 25(5): 867-879.
- [97] Kim H S, Cho S B. Application of interactive genetic algorithm to fashion design[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2000, 13(6): 635-644.
- [98] Ding Y S, Hu Z H, Zhang W B. Multi-criteria decision making approach based on immune co-evolutionary algorithm with application to garment matching problem[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(8): 10377-10383.
- [99] Zhao F, Li G, Yang C, et al. A human-computer cooperative particle swarm optimization based immune algorithm for layout design[J]. *Neurocomputing*, 2014, 132(1): 68-78.
- [100] Xiong G, Shi D, Duan X. Multi-strategy ensemble biogeography-based optimization for economic dispatch problems[J]. *Applied Energy*, 2013, 111(1): 801-811.
- [101] Wang L, Li L P. An effective differential harmony search algorithm for the solving non-convex economic load dispatch problems[J]. *Int J of Electrical Power and Energy Systems*, 2013, 44(1): 832-843.
- [102] 杨彦, 陈皓勇, 张尧, 等. 基于协同进化算法求解寡头电力市场均衡[J]. *电力系统自动化*, 2009, 33(18): 42-46.
(Yang Y, Chen H Y, Zhang Y, et al. A coevolutionary approach to calculate equilibrium for oligopolistic electricity market[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2009, 33(18): 42-46.)
- [103] Ladjici A, Tiguercha A, Boudour M. Nash equilibrium in a two-settlement electricity market using competitive coevolutionary algorithms[J]. *Int J of Electrical Power & Energy Systems*, 2014, 57(1): 148-155.
- [104] Niknam T, Azadfarsani E, Jabbari M. A new hybrid evolutionary algorithm based on new fuzzy adaptive pso and nm algorithms for distribution feeder reconfiguration[J]. *Energy Conversion and Management*, 2012, 54(1): 7-16.
- [105] Yang J M, Kao C Y. A family competition evolutionary algorithm for automated docking of flexible ligands to proteins[J]. *IEEE Trans on Information Technology in Biomedicine*, 2000, 4(3): 225-237.
- [106] Hu Z, Ding Y, Shao Q. Immune co-evolutionary algorithm based partition balancing optimization for tobacco distribution system[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(3): 5248-5255.
- [107] Wang L, Li L P. A coevolutionary differential evolution with harmony search for reliability-redundancy optimization[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(5): 5271-5278.
- [108] He Q, Wang L. An effective co-evolutionary particle swarm optimization for constrained engineering design problems[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2007, 20(1): 89-99.
- [109] Liu B, Wang L, Liu Y, et al. A unified framework for population-based metaheuristics[J]. *Annals of Operations Research*, 2011, 186(1): 231-262.
- [110] Armbrust M, Fox A, Griffith R, et al. A view of cloud computing[J]. *Communications of the ACM*, 2010, 53(4): 50-58.
- [111] O'Leary D E. Artificial intelligence and big data[J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2013, 28(2): 96-99.
- [112] Hendrickson B, Kolda T G. Graph partitioning models for parallel computing[J]. *Parallel Computing*, 2000, 26(12): 1519-1534.

(责任编辑: 李君玲)