

# 进化计算在复杂机电系统设计自动化中的应用综述

范衡<sup>1,2</sup> 朱贵杰<sup>1,2</sup> 李文姬<sup>1,2</sup> 游煜根<sup>1,2</sup> 李晓明<sup>1,2</sup> 林培涵<sup>1,2</sup> 辛斌<sup>3</sup>

**摘要** 复杂机电系统设计自动化是知识自动化的一个重要分支,在机器人系统设计、高档数控机床设计、智能装备系统设计等方面具有重要的研究意义和应用价值.本文对进化计算在复杂机电系统设计自动化中的应用进行了综述.首先,介绍了几种常用进化计算方法及其优点;其次,对进化计算在电子系统、微机电系统和复杂机电系统三个领域的设计自动化进行了较为系统且全面的总结.然后,以一类典型的复杂机电系统—机器人系统的设计自动化为代表,对进化计算在机器人系统设计自动化的研究发展进行了讨论.最后,针对进化计算在复杂机电系统设计自动化中存在的共性关键问题进行了讨论与展望.

**关键词** 进化计算, 复杂机电系统, 设计自动化, 知识型工作自动化, 基因编程

**引用格式** 范衡, 朱贵杰, 李文姬, 游煜根, 李晓明, 林培涵, 辛斌. 进化计算在复杂机电系统设计自动化中的应用综述. 自动化学报, 2021, 47(7): 1495–1515

**DOI** 10.16383/j.aas.c190767

## Applications of Evolutionary Computation in the Design Automation of Complex Mechatronic System: A Survey

FAN Zhun<sup>1,2</sup> ZHU Gui-Jie<sup>1,2</sup> LI Wen-Ji<sup>1,2</sup> YOU Yu-Gen<sup>1,2</sup> LI Xiao-Ming<sup>1,2</sup> LIN Pei-Han<sup>1,2</sup> XIN Bin<sup>3</sup>

**Abstract** The design automation of complex mechatronic system is an important branch of knowledge automation, which has great theoretical significance and practical value in robot system, high-end computerized numerical control machine and intelligent equipment system design. This paper gives a review of applications of evolutionary algorithms in the design automation of complex mechatronic system. First, some basic algorithms in the field of evolutionary computation and their advantages are briefly introduced. Next, a comprehensive summary of applications of evolutionary algorithms in the design automation of electronic systems, micro-electro-mechanical systems, and complex mechatronic system are presented, respectively. Then, we select a typical complex mechatronic system, i.e., a robot system, to discuss the development of robot design automation with evolutionary algorithms. Finally, some common key issues of applications of evolutionary algorithms in the design automation of complex mechatronic system have been discussed and prospected.

**Key words** Evolutionary computation, complex mechatronic system, design automation, automation of knowledge work, genetic programming

**Citation** Fan Zhun, Zhu Gui-Jie, Li Wen-Ji, You Yu-Gen, Li Xiao-Ming, Lin Pei-Han, Xin Bin. Applications of evolutionary computation in the design automation of complex mechatronic system: A survey. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(7): 1495–1515

收稿日期 2019-11-04 录用日期 2020-03-25

Manuscript received November 4, 2019; accepted March 25, 2020

国家自然科学基金委优秀青年科学基金(61822304), 广东省科技计划项目(180917144960530), 广东省教委科研项目(2017KZDXM032), 广东省国际科技合作平台项目(2019A050519008)资助

Supported by National Outstanding Youth Talents Support Program (61822304), Science and Technology Planning Project of Guangdong Province of China (180917144960530), Project of Educational Commission of Guangdong Province of China (2017KZDXM032), International Technology Cooperation Platform Project of Guangdong Province of China (2019A050519008)

本文责任编辑 伍洲

Recommended by Associate Editor WU Zhou

1. 汕头大学工学院 汕头 515063 2. 广东省数字信号与图像处理技术重点实验室 汕头 515063 3. 北京理工大学自动化学院 北京 100081

1. College of Engineering, Shantou University, Shantou 515063  
2. Key Laboratory of Digital Signal and Image Processing of Guangdong Province, Shantou 515063 3. School of Automation, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081

机电系统是一类由机械、电子、气动、液压和控制系统相互作用而组成的复杂系统,它融合了机械、电子、计算机及信息技术的优势,将多个子系统进行有机融合.它的涵盖面极广,已渗入到我们生活中的方方面面.如汽车、手机等,都可以认为是机电系统的典型代表.其他典型的机电系统还包括工业机器人、无人机、机电系统设备等等.其中机电系统设备是制造业的基础,目前已大量应用于工业制造、农业生产和国防科技等领域,帮助人们完成重复、繁重和危险的工作.2015年5月8日,国务院正式发布实施《中国制造2025》,明确提出了将“高档数控机床和机器人”作为大力推动的重点领域之一<sup>[1]</sup>.在中国的制造能力不断提升的情况下,提升我国机

电系统的设计水平,关键在于提出一套能够系统地持续优化机电系统的设计自动化方法。

机电系统设计是一类不同于常规机械、电子和液压系统的多能域物理系统的设计问题,在其设计过程中,需要融合多种类型的能量转换行为<sup>[2]</sup>,并在系统中还可能包含如连续的或离散的控制,因此机电系统设计自动化 (Mechatronic design automation, MDA) 的研究需要考虑多能域物理系统的控制器和被控对象的自动并行设计。由于此类系统的强耦合性和复杂性,对机电系统的设计往往比较困难。传统的设计方法通常依赖于工程人员长期的经验积累和探索,不仅设计周期长、需要进行频繁修改,而且不能保证所设计的机电系统性能是全局最优的。

机电系统设计自动化是指采用智能的优化设计方法对机电系统进行人机协同的自动设计。具体而言,是在数字孪生体系<sup>[3-5]</sup>结构下,借助机器学习和进化计算等人工智能技术在知识处理和模型优化上的强大能力,有效地支持设计人员进行系统化的机电系统设计优化。设计自动化能提供强大的人机交互功能,使人机协同的混合增强智能<sup>[6-7]</sup>成为可能。此外,机电系统设计自动化也是知识自动化的一个重要分支。知识自动化是驱动未来经济发展的一项

颠覆性技术<sup>[8]</sup>。它通过把各种工业技术体系模型化,然后将模型移植到智能设计与制造平台上,并通过平台来驱动各种软件,包括设计、仿真、计算、试验、制造系统等,从而可以由机器完成原先需要人去完成的大部分工作,而由人完成高级的创造性、决策性工作。其中,在智能设计与制造平台中各部分的关系如图 1 所示,通过数据连接与驱动使各软件系统协同作用,可自上而下地实现产品或系统从设计到生产制造的整个过程。在该过程中,通过将专家体系和知识库中的知识融入到各软件系统的处理过程,以及将各软件系统处理过程中产生的大量数据进行提取、挖掘从而形成及丰富相应的库,如此不断地迭代可以使产品或系统的整个设计-制造过程更加高效化、而所得到的产品或系统也更加智能化。因此,在知识自动化体系下开展机电系统的设计自动化研究与应用是一项非常有意义的工作。

机电系统的设计优化既包含拓扑结构的优化又包含参数的优化,设计变量既包括离散变量(如电机和减速器的选型)也包含连续变量(如机电系统的几何尺寸),设计目标通常包含多个相互冲突的目标(如系统能耗、工作效率等),约束条件通常是相互交叉耦合的。机电系统的设计优化问题可以描述为一类带约束的多目标优化问题,即

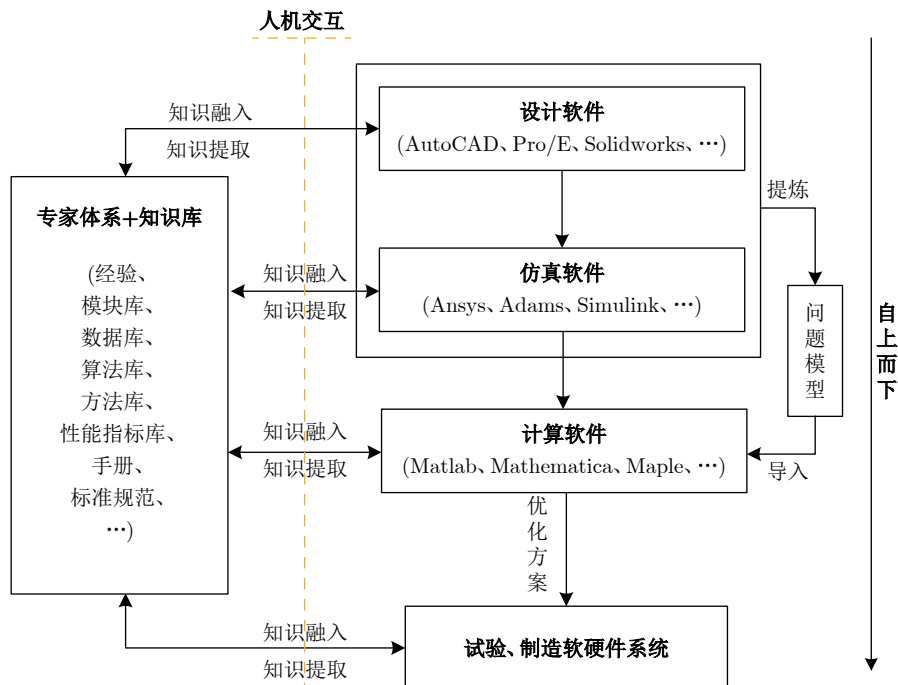


图 1 智能设计与制造平台中各部分间的关系图

Fig.1 The relationship between the components of the intelligent design and manufacturing platform

$$\begin{cases} \text{minimize } \mathbf{F}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x}))^T \\ \text{subject to } g_i(\mathbf{x}) \geq 0, \quad i = 1, \dots, p \\ \quad \quad \quad h_j(\mathbf{x}) = 0, \quad j = 1, \dots, q \\ \quad \quad \quad \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{F}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x}))^T$  为一个  $m$  维的目标向量,  $g_i(\mathbf{x}) \geq 0$  和  $h_j(\mathbf{x}) = 0$  分别为不等式约束和等式约束,  $p$  和  $q$  分别为不等式约束和等式约束的个数,  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  为决策向量,  $x_1, x_2, \dots, x_n$  为  $n$  个设计变量. 等式约束可以通过一个极小值  $\sigma > 0$  转变为不等式约束, 即

$$h_j(\mathbf{x})' \equiv \sigma - |h_j(\mathbf{x})| \geq 0 \quad (2)$$

针对实际工程设计优化问题, 尤其是涉及离散变量的优化问题时, 其设计目标和约束条件通常不具备连续可微的特点<sup>[9-10]</sup>, 造成传统的优化方法无法很好地求解这类优化问题. 例如, 当多目标优化问题的目标之间的冲突关系为非凸形状时, 传统的优化方法只能获得整个最优解集中的两个端点. 这是因为传统的优化方法通常是采用单点进行迭代, 单次优化通常是对所有的目标函数进行加权后再统一进行求解. 从图 2 可以看出, 无论怎样去设置加权向量 ( $V_1$  和  $V_2$ ), 传统的优化方法只能求解到整个 Pareto 前沿中的两个端点,  $A$  点或  $B$  点. Pareto 前沿上的解, 传统通过加权的优化方法无法求得. 而采用多目标进化计算的方法, 通过一组种群进行同时迭代搜索, 可以同时找到整个 Pareto 前沿上的所有解. 此外, 与传统的优化算法相比, 多目标进化算法只需要运行一轮就可以找到所有的最优解集, 而传统的优化方法需要运行多次, 且不一定能完全搜索到整个 Pareto 解集. 因此, 相比传统的

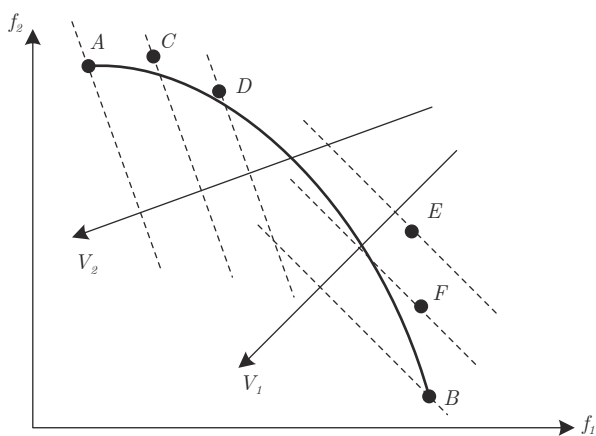


图 2 具有非凸 Pareto 前沿的优化问题的示意图

Fig. 2 A non-convex Pareto front of a multi-objective optimization problem

优化算法, 进化算法, 特别是多目标进化算法具有显著的优势, 特别是在求解非凸形状 Pareto 前沿的多目标优化问题时.

近年来, 进化算法 (Evolutionary algorithms, EAs) 由于具有潜在的并行性 (通过种群来搜索)、良好的全局搜索能力以及不需要梯度信息就能很好地求得一组近似最优解等优点, 已成为研究热点. 目前进化算法已经应用于大规模优化<sup>[11]</sup>、车间调度<sup>[12-13]</sup>、电力系统调度<sup>[14-15]</sup>、电子系统设计<sup>[16-17]</sup>、微机电系统设计<sup>[18-19]</sup>、机电系统设计<sup>[20-21]</sup> 及其性能评价和故障分析<sup>[22-23]</sup> 等领域, 成功解决了从分子遗传学到天文学等领域的优化问题. 然而现有文献暂无对近年来进化计算在复杂机电系统设计自动化方面的综合讨论. 因此, 本文试图弥补这一空缺, 对进化计算在复杂机电系统设计自动化方面的应用进行了系统的综述, 为对此领域感兴趣的研究人员提供一个更为清晰的思路.

本文内容安排如下: 第 1 节对机电系统设计自动化中常用的进化计算方法进行简要描述; 第 2 节综述进化算法在复杂机电系统设计自动化中的应用进展; 第 3 节对一类典型的复杂机电系统—机器人系统的设计自动化进行更加深入的讨论与展望; 第 4 节讨论进化计算应用于复杂机电系统设计自动化时存在的问题, 并对未来进化算法的发展方向进行展望; 第 5 节对全文进行总结.

## 1 进化计算

进化计算是一系列受生物进化启发的全局优化算法, 它是计算智能的一个重要分支, 同时也是人工智能的子领域之一. 从技术层面而言, 进化计算是一类具有启发式或随机优化特点的采用种群进行问题试错的求解器. 它受生物进化过程中“优胜劣汰”的自然选择机制和遗传规律的影响, 通过程序模拟这一过程, 把要解决的问题看作环境, 通过对种群进行自然演化来寻求最优解<sup>[24]</sup>.

进化计算一般包括种群初始化、种群适应度评价、遗传算子 (选择、交叉和变异) 等基本操作, 其基本的计算流程框架如图 3 所示. 与传统基于梯度的优化算法相比, 进化计算是一种具有广泛适用性的全局优化方法. 它具有自组织、自适应、自学习的特性, 能够不受问题性质的限制 (如连续、可导、凸性), 有效地求解传统的基于梯度优化算法难以解决的复杂问题<sup>[25]</sup>.

机电系统设计自动化中常用的进化计算方法主要包含以下几种: 1) 遗传算法<sup>[26]</sup> (Genetic algorithm, GA); 2) 基因编程<sup>[27-28]</sup> (Genetic programming,

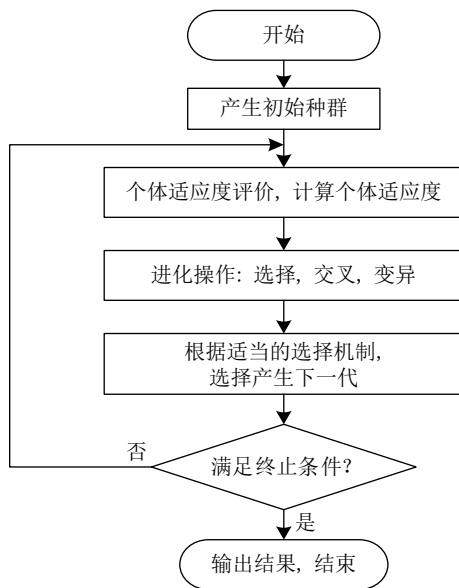


图3 进化计算的基本流程框架

Fig.3 Basic flow framework of evolutionary computation

GP); 3) 进化策略<sup>[29]</sup> (Evolution strategies, ES); 4) 粒子群算法<sup>[30]</sup> (Particle swarm optimization, PSO); 5) 差分进化算法<sup>[31]</sup> (Differential evolution, DE); 6) 蚁群算法<sup>[32]</sup> (Ant colony optimization, ACO). 下面分别对上述 6 种算法进行简要介绍.

遗传算法是一种基于种群的随机搜索算法. 它采用定长的线性字符串对种群中的个体进行编码 (主要包括二进制编码、序列编码和浮点型编码), 通过选择、交叉、变异对种群进行不断进化, 最终求得优化问题的最优解或满意解<sup>[26]</sup>.

基因编程是由遗传算法发展延伸而来的, 它与遗传算法最大的不同是以“树”型结构对种群中的个体进行编码, 而且树的结构和大小都是动态自适应调整的<sup>[28]</sup>. 此外, 在应用 GP 解决具体问题时, 需要根据问题特性定义终止符集和运算符集. 基因编程能同时对系统的拓扑结构和参数进行优化.

进化策略是于 1963 年由德国学者 Schwefel 等在研究流体动力学中的优化问题时, 共同开发的一种适合于实数变量的、模拟生物进化的优化算法<sup>[29]</sup>. 它与遗传算法不同之处在于子代的产生过程. 在 ES 中, 种群中的每个个体通过高斯变异来产生一个新的子代. 此外, 在进化策略中, 个体的选择是按照完全确定的方式进行, 而在遗传算法中, 个体的选择具有一定的随机性 (如轮盘赌选择).

粒子群算法是一种受到鸟类觅食行为启发而提出的一种基于群体智能的随机搜索算法. 该算法把问题的搜索空间类比为鸟类的飞行空间, 将每只鸟

表征为优化问题的一个候选解, 将鸟群寻找食物的过程类比为优化问题最优解的搜索过程<sup>[30]</sup>. 它与遗传算法最大的区别在于新解的产生机制不同. 在粒子群算法中, 通过每个粒子 (鸟) 在空间中的位置移动来产生新解. 每个粒子的位置更新是在原来位置的基础上在加上粒子的飞行速度. 而粒子飞行的速度需要同时考虑自身的历史最优位置和群体内其他粒子的历史最优位置.

差分进化算法是由美国学者 Storn 等于 1995 年提出的一种基于种群的全局搜索算法. 它的基本思想是利用从种群中随机成对选择的个体向量的差分对选定的基准向量施加扰动来产生新的向量 (变异个体), 变异个体再与当前个体进行杂交产生试验向量, 试验向量与当前个体向量竞争, 适应值较优的向量被保留到下一代<sup>[31]</sup>. 与其他进化算法相比, DE 算法结构简单, 控制参数较少, 易于实现.

蚁群算法是一种由某些蚂蚁在经过的路径上释放信息素和对信息素的跟踪行为启发得到的元启发式算法<sup>[32]</sup>. 它的基本思路为: 用蚂蚁的行走路径表示待优化问题的可行解, 整个蚂蚁群体的所有路径构成待优化问题的解空间. 路径较短的蚂蚁释放的信息素量较多, 随着时间的推移, 较短的路径上累积的信息素浓度逐渐增高, 选择该路径的蚂蚁个数也愈来愈多. 最终, 整个蚂蚁会在正反馈的作用下集中到最佳的路径上, 此时的最佳路径便是待优化问题的最优解.

## 2 进化计算在复杂机电系统设计中的应用

通过大量的文献调研发现: 在国内外将进化算法用于复杂机电系统设计自动化方面的研究报导相对较少, 而将进化算法用于电子系统设计自动化方面的研究却受到了大量学者的广泛关注. 尽管电子系统的设计自动化专注于单一物理域, 但也可以认为电子系统是机电系统的一个特殊分支, 特别是其中对于模拟电路的设计自动化研究的许多方法可以被借鉴于复杂机电系统的设计自动化研究中.

图 4 给出了广义机电系统 (包括电子系统、微机电系统、狭义机电系统和纯机械系统) 中各系统在耦合度和模块化两个方面的不同特点, 以及各系统设计自动化之间的关系.

图 4 中, EDA、mDA、MDA 和 M<sup>\*</sup>DA 分别表示电子系统、微机电系统、狭义机电系统和纯机械系统的设计自动化. 广义机电系统中各组成系统在模块化和耦合度上表现各异, 其中电子系统具有高度模块化、低耦合度的特点, 易于进行设计自动化,

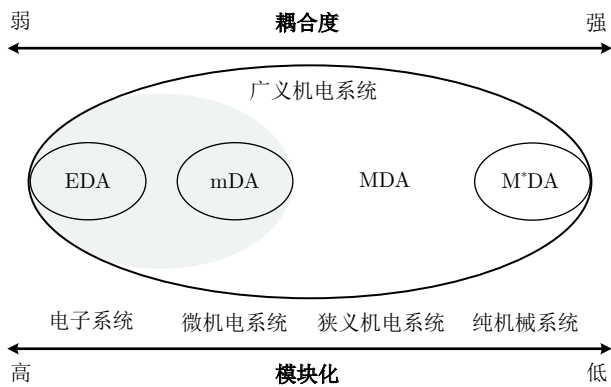


图 4 不同系统的设计自动化之间的关系

Fig. 4 The relationships of design automation of different systems

而且已经在工业界和学术界取得了巨大的成功; 而纯机械系统模块化最低, 耦合性最强, 相比于其他系统的设计自动化则要困难得多。

## 2.1 电子系统设计自动化

电子系统主要包括模拟电子系统和数字电子系统, 由于数字电子系统易于模块化, 因此非常适合进行自动化设计。而相比于数字电子系统的设计自动化, 模拟电子系统的设计自动化要困难得多, 主要是因为以下两个原因:

- 1) 模拟电子系统中各模块间具有更强的耦合性;
- 2) 模拟电子系统的性能评估要比数字电子系统的性能评估更为复杂。

电子系统的设计自动化在工业界和学术界取得了巨大的成功, 并在工业界产生了一个名为电子设计自动化 (Electronic design automation, EDA) 的产业<sup>[33]</sup>。其中在工业界具有代表性的企业, 如全球知名的三大 EDA 软件巨头: Cadence、Mentor Graphics 和 Synopsys 公司在 EDA 领域做出了很多突破性研究, 并成功地把他们的研究成果应用到各类电子产品中。Cadence 公司的产品涵盖了电子设计的整个流程, 包括系统级设计, IC 综合及布局布线, 模拟、混合信号及射频 IC 设计等。Mentor Graphics 公司主要提供 EDA 软件和硬件的设计解决方案。Synopsys 公司致力于复杂的芯片上系统 (SoCs) 的开发, 其拥有全球电子市场先进的 IC 设计与验证平台。

在学术界, 进化算法在电子系统设计自动化方面得到了广泛应用<sup>[34-39]</sup>。如 Zhang 等<sup>[40]</sup>应用遗传算法对电力电子系统进行了设计, 他们采用自适应搜索机制来协调控制器的设计空间搜索和被控对象的设计空间搜索。但是这种方法只能对具有固定拓扑

结构的电气系统进行参数优化。Castejón 等<sup>[41]</sup>提出了一种基于语法式进化的模拟电路自动合成方法, 该方法采用巴科斯范式 (BNF) 语法对染色体进行解码获得模拟电路的网络列表, 并利用遗传算法对解空间进行搜索, 最后自动设计出 7 种基准电路的最优电路的拓扑结构和规模。Rojec 等<sup>[42]</sup>提出了一种全局参数优化方法来对模拟电路进行优化设计, 该方法既可以进行结构拓扑搜索又可以对给定的电路进行参数优化。Koza 等<sup>[16]</sup>采用基因编程对模拟电路进行自动设计, 可以同时进行搜索和参数优化, 成功地设计出了 8 种不同拓扑结构类型的模拟电路, 但这种方法没有考虑同时对控制器和被控对象进行并行设计。Dupuis 等<sup>[43]</sup>提出了一种名为 HBGPP 的混合动力学系统的设计自动化方法, 采用混合键合图来描述带有离散和连续事件的混合动态系统, 并结合基因编程来搜索系统的开放式设计空间, 自动生成满足预定义设计规范且拓扑结构和参数同时优化的混合动力学系统。最后通过 DC-DC 变换器电路的自动设计验证了该方法的可行性和有效性。

除上述工作外, 其他具有代表性的工作还包括: 解光军等<sup>[44]</sup>用遗传算法对运算放大器进行了自动设计。朱继祥等<sup>[45]</sup>提出了一种并行递归分解算法, 该算法将目标电路的进化设计过程转化为其多个子电路的并行进化过程。最后, 通过实验表明了该分解策略能有效提高演化逻辑电路的设计效率和成功率。Mallick 等<sup>[46]</sup>提出了一种基于混合种群的引力搜索算法和粒子群算法相结合的优化设计方法, 用于对 CMOS 的差分放大电路和二级运算放大电路进行设计优化。该方法利用混合种群中粒子间的万有引力加速了收敛过程, 可以快速得到性能参数最优、MOS 面积最小的放大电路。Zheng 等<sup>[47]</sup>提出一种两步子种群策略, 即根据评价指标对当前种群中的个体进行排序, 并将其分为优势子种群和劣势子种群, 子种群进化生成后代, 如果生成的后代比优势子种群中个体具有更好的评价价值, 则它们取代优势子种群中的个体, 并作为突变策略的载体。该策略与差分进化算法相结合用于解决单目标和多目标优化问题。最后, 通过微波电路设计验证了该策略的有效性。受到 Koza 等<sup>[16]</sup>所提出的基因编程的启发, Mattiussi 等<sup>[48]</sup>提出了一种称为模拟基因编码的基因表达方法, 主要用于电路和网络 (如模拟电子电路、神经网络和基因调控网络) 的进化设计和逆向工程。

综上所述, EDA 在工业界和学术界均取得了广泛的成就, 这些成就对复杂机电系统设计自动化研究具有重要的借鉴意义。

## 2.2 微机电系统设计自动化

微机电系统 (Micro-electro-mechanical systems, MEMS) 作为一种特殊类型的机电系统, 是由微电子器件与微机械部件两者紧密结合而成的微系统。

目前, 进化算法在 MEMS 设计自动化方面也已经取得了很大的进步<sup>[49-53]</sup>。如在绿色化 MEMS 设计自动化方面, Nabavi 等<sup>[54]</sup> 提出了一种基于 MEMS 的压电能量采集器的自动化设计与优化方法, 采用遗传算法对压电能量采集器的物理参数进行优化, 得到输出功率较大的压电能量采集器。最后, 对优化后的压电能量采集器进行有限元分析和原型测试, 表明遗传算法在增大压电能量采集器的电压幅值和减少计算时间方面具有较高的优化效率。此后, 他们还提出了一种基于 GA 的设计自动化技术<sup>[55]</sup>, 利用 GA 对能量采集器的物理尺寸进行优化设计, 从而来调整采集频率和提升能量采集效率, 并通过自制原型机证明了 GA 的有效性。针对传统 MEMS 能量采集器工作带宽窄、频率高的情况, 他们采用 GA 来优化能量采集器的几何形状, 并结合多模态和非线性两种机制得到了具有多自由度振动能力的压电能量采集器<sup>[56]</sup>。最后, 经实物分析与测试表明通过 GA 优化得到的压电能量采集器可以大大提高能量采集效率。此外, Wen 等<sup>[57]</sup> 利用多目标遗传算法对一种 MEMS 压电能量采集器中基于集成的多级力放大装置的主要结构参数进行优化。针对受制造工艺引起的几何不确定性限制的 MEMS 的设计, Fan 等<sup>[58]</sup> 提出了一种基于改进差分进化算法的 MEMS 自动鲁棒设计方法, 并通过对一梳状驱动微谐振器的布局设计, 验证了该方法在鲁棒设计问题上的有效性。

一般而言, 复杂的 MEMS 由成千上万的微机电元件组成, 其设计过程往往也比较复杂, 对其进行优化也较为困难, 而目前有不少学者采用分层设计的思想结合进化算法对 MEMS 进行设计优化。相关工作有: Fedder 等<sup>[58]</sup> 借用来自超大规模集成电路和模拟电路设计中的分层设计概念, 提出了一种用于 MEMS 的分层级设计方法。Mukherjee 等<sup>[59]</sup> 利用该分层级设计方法对梳状驱动微谐振器的布局设计进行了研究, 对梳状驱动微谐振器功能构件的几何参数进行了自动设计和优化。但是他们的方法不能同时优化 MEMS 的拓扑结构和参数。Fan 等<sup>[60]</sup> 提出了一种 MEMS 的分层级设计自动化方法, 首先利用基因编程的拓扑搜索能力和键合图的统一建模能力来自动优化 MEMS 系统级的行为模型, 然后运用带约束的遗传算法来自动优化元器件的几何尺寸参数。利用这种 MEMS 的分层级设计自动化

方法, 设计出了一种由多个微谐振器耦合而成的滤波器。

MEMS 的设计涉及多个学科领域, 且常含有一些相互冲突的目标, 因此在实际工程设计过程中, 可以把 MEMS 的设计优化问题描述为一类多目标优化问题, 并采用对应的多目标进化算法进行求解。如在文献<sup>[57]</sup> 中, 利用多目标遗传算法进化出一种基于集成的力放大装置的 MEMS 压电能量采集器。Farnsworth 等<sup>[61]</sup> 提出了一种基于等效电路法的 MEMS 带通滤波器建模与优化方法, 采用两种多目标进化算法 NSGA-II 和 SPEA2 分别对 MEMS 带通滤波器进行多层次设计优化。还提出了一种多级评估策略来扩展搜索过程, 降低计算成本。最后, 通过对三种不同频率的 MEMS 带通滤波器的优化设计验证了 NSGA-II 和 SPEA2 的有效性。Di 等<sup>[62]</sup> 将生物地理学算法运用到多目标问题中, 提出一种基于生物地理学的多目标进化算法, 利用生境的非支配排序, 在目标空间中近似求得帕累托最优解。通过对一种静电微电机的形状进行设计验证了该方法的有效性。大多数现有 MEMS 设计优化方法能处理设计变量的数量较少, 且依赖于耗时长数值模拟或依赖于特别的分析模型。针对此类挑战, Liu 等<sup>[63]</sup> 提出一种在线自适应代理模型辅助优化框架, 将差分进化算法融入到该框架下开发出一种自适应高斯过程辅助差分进化算法, 并在线建立高斯过程代理模型对昂贵的数值模拟结果进行预测。通过对两个 MEMS 驱动器的设计优化, 表明该算法比其他方法在效率、优化能力方面更具优势。此外, 针对 MEMS 驱动器在设计优化过程中, 其建模和仿真消耗计算成本高、耗时长、效率低等问题, Liu 等<sup>[64]</sup> 将伴随灵敏度法和高斯过程相结合提出了一种基于替代模型辅助的混合优化方法对一种硅材料微驱动器的结构进行优化设计。在设计过程中, 将伴随灵敏度法得到的计算成本低廉的偏导数用来解决替代模型优化中计算成本高昂的采样问题, 从而提升设计效率。

除上述研究工作外, 还有一类比较有代表性的研究是同时对 MEMS 的结构和参数进行设计优化。如 Kamalian<sup>[65]</sup> 提出了一种能集成人类设计知识并对候选设计进行主观评价的交互式进化算法, 该算法也可以对 MEMS 的拓扑结构和参数进行并行优化。Zhang<sup>[66]</sup> 对文献<sup>[65]</sup> 的工作进行了进一步研究并提出了一种交互式混合进化算法, 该算法集成了一种多目标遗传算法和一种基于梯度的局部优化方法, 可以更为灵活地帮助设计者积极地找到有潜力的设计拓扑结构, 然后再优化它们的参数。关于进

化计算在 MEMS 设计优化中的最新进展工作可以参见文献 [67].

### 2.3 复杂机电系统设计自动化

机电系统在本质上是集成有控制系统的多物理域系统<sup>[68]</sup>. 机电系统是现代化产品演化的一个必经阶段, 包含许多来自不同工程领域的组件, 如机械、电气、液压和控制系统. 在机电系统中, 控制器作为控制中枢 (大脑), 其性能的好坏直接影响机电系统的优劣. 本节分别从机电系统本体设计、控制器设计、控制器与被控对象并行设计三个方面展开讨论.

#### 2.3.1 机电系统本体设计

在机电产品的形成过程中, 本体结构的概念设计是产品详细设计及产品开发之前一个非常重要的阶段, 其生成满足设计问题功能需求的解决方案.

在机电系统本体概念设计方面的研究有: Chakrabarti 等<sup>[69]</sup>提出了一个对于机械系统的概念设计进行自动综合的方法框架. 该方法框架能够自动给出一系列可能满足系统功能设计要求的概念设计, 但没有对所设计系统的动力学特性进行分析. Campbell<sup>[70]</sup>开发了一种基于 Agent 的机电系统自动概念设计框架, 该方法框架能够适应动态变化的设计环境, 其缺点也是缺乏对所设计系统的动力学特性进行全面分析的能力.

键合图 (Bond graph, BG) 是一种能够统一描述各个物理子系统和控制器的建模语言, 能够对所设计的机电系统的动力性特性进行全面综合的分析, 能够有效解决涉及多能域耦合的复杂系统的动态分析与建模问题<sup>[71]</sup>, 可以有效解决上述机电系统概念设计自动化方面的不足. 它已被广泛应用于各种各样的现实物理动态系统的建模与分析<sup>[72]</sup>, 如机器人<sup>[73-74]</sup>、电动汽车<sup>[75]</sup>、飞行器<sup>[76]</sup>和风力发电系统<sup>[77]</sup>等. 图 5 给出了一个键合图模型的示例, 该模型能统一地代表在三个不同应用领域 (包括机械、电子、微机电系统) 的谐振器单元.

由于键合图能够表示系统的拓扑结构, 从而使键合图在开放式搜索设计中成为一个非常好的候选工具. Tay 等<sup>[78]</sup>结合键合图和遗传算法自动生成了满足预先定义好设计规范的减震系统和空气压缩机等两类机电系统. Seo 等<sup>[79]</sup>提出一种结合键合图和基因编程 (Bond graph and genetic programming, BG/GP) 的机电系统自动设计方法. 相较于其他设计方法, BG/GP 方法在拓扑结构的搜索方面具有明显的优势. 不同设计方法的特性如表 1 所示.

由表 1 可知, BG 方法具有为多能域系统进行

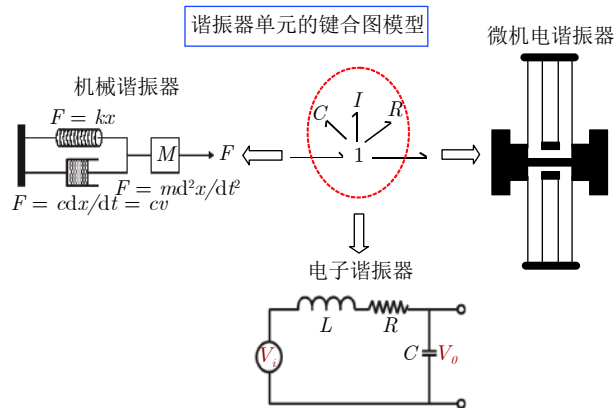


图 5 不同应用领域的谐振器键合图表示

Fig. 5 One bond graph represents resonators in different application domains

表 1 不同设计方法的对比<sup>[80]</sup>

Table 1 Comparison of various design approaches<sup>[80]</sup>

特性	设计方法				
	BG	GA	GP	BG/GA	BG/GP
多能域	✓			✓	✓
拓扑搜索			✓		✓
进化过程		✓	✓	✓	✓
自动综合		✓	✓	✓	✓
最优化设计		✓	✓	✓	✓
有效评估	✓			✓	✓

建模和有效评估的特性; GP 方法与 GA 方法均能对设计对象进行自动综合, 且能进行进化设计得到最优的设计方案. 但 GP 方法更有优势, 它极强的拓扑搜索能力, 使它更能得到具有不同拓扑结构的设计. BG/GA 集成了 BG 和 GA 方法的特性, 而 BG/GP 集成了 BG 和 GP 方法的特性. 与 BG/GA 相比, BG/GP 具有更强的开放式拓扑搜索能力.

在 BG/GP 方法中, BG 被用于多能域系统的建模, 而 GP 被用于对开放式设计空间的自动搜索. 图 6 通过电子领域的一个电路设计优化实例示出了 BG/GP 方法中基因型到表现型的映射过程, 其中, 键合图作为以胚胎为起点的基因编程树到最终的物理实现的中间媒介, 起到了基因型到表现型的映射作用. 在 BG/GP 方法中, 通常以胚胎为起点, 通过各种键操作 (如 Insert\_J0、Insert\_J1) 和节点操作 (如 add\_I、add\_C、add\_R) 对胚胎进行拓生长得到如图 6(d) 所示的 GP 树. 然后转化为如图 6(e) 所示的 BG 模型, 其中两 | 间为胚胎的可生长区域 (拓扑结构生长点), 该拓扑结构由不同的节点 (0-节点和 1-节点) 和含不同参数的键合图元件 (I 元件和 C 元件, 其他情况下还包含 R 元件) 通过连

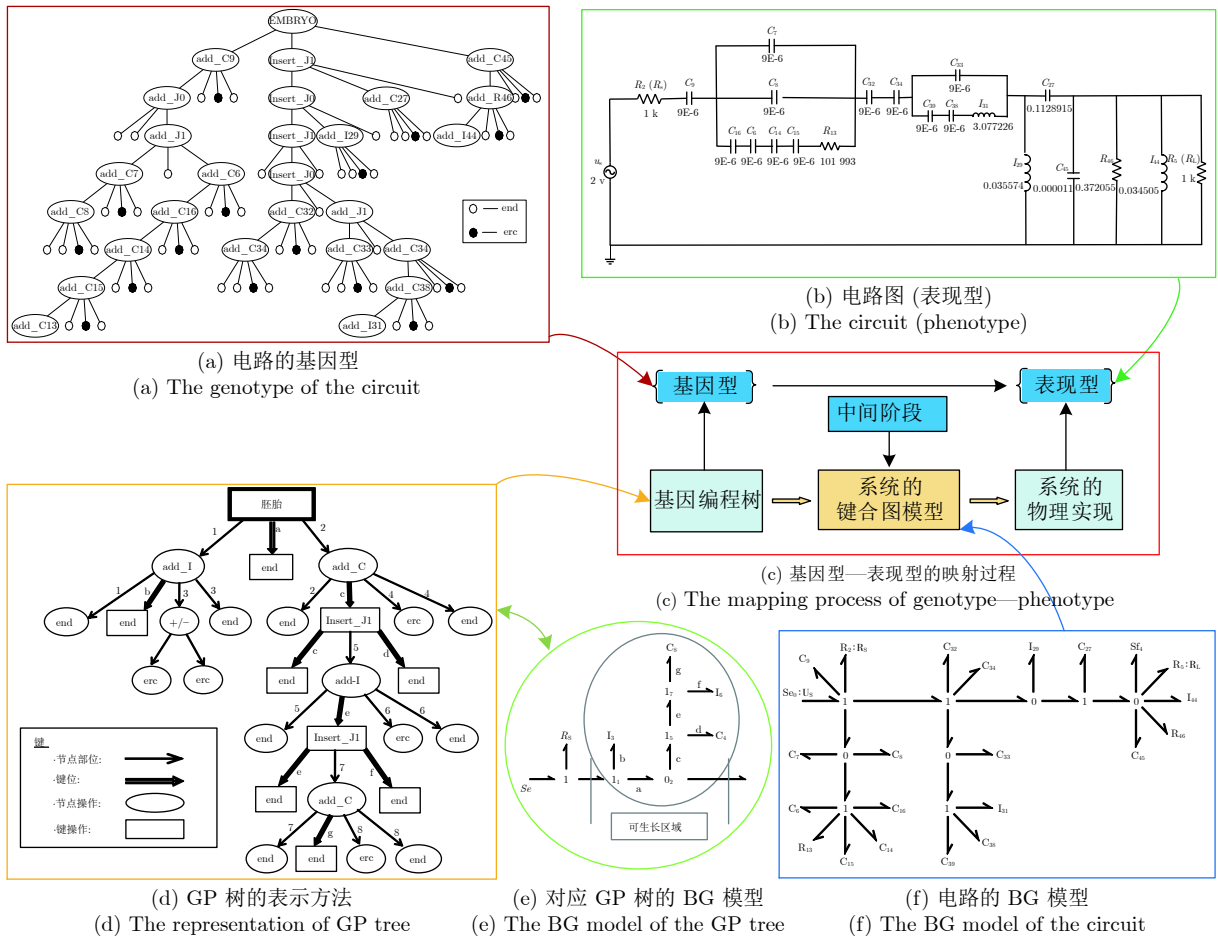


图 6 基因型-表现型的映射实例  
Fig. 6 An instance of genotype-phenotype mapping

接键组合而成。图 6(a)、6(b) 和 6(f) 给出了以电路胚胎为起点进化出来的基因型通过对应的键合图模型再转换为最终电路图 (表现型) 的过程, 从该过程中反映出 BG/GP 方法不仅能自动进行开放式的拓扑结构搜索, 还能同时进行参数优化。

Fan 所提出的 BG/GP 方法已被用于电子电路和微机电系统的设计<sup>[81]</sup>, 在机电系统设计方面也取得了成功。机电系统设计不同于传统的电子电路、机械系统和流体动力系统的设计, 且难于各单一领域系统的设计。为了实现机电系统的自动综合设计, Seo 等<sup>[79]</sup> 利用 BG/GP 方法对打字机驱动子系统重设计问题进行了设计优化, 结合控制领域特征值配置问题和电子电路领域模拟滤波器的设计展示了基于 BG 和 GP 的设计方法在自动化、多领域以及开放式拓扑结构设计方面的潜在优势。在此基础上, Fan 等<sup>[82]</sup> 以打字机驱动机构的重设计为例, 以键合图表示的简单胚胎为起点, 采用 GP 的一种分等级公平竞争模型来增加拓扑结构设计的多样性, 最后获得几种新颖的驱动机构的候选设计方案, 说明了

该 BG/GP 方法的有效性和高效性。

此外, Wang 等<sup>[20]</sup> 对 BG/GP 方法进行了进一步研究, 将 BG/GP 方法与人类知识相结合, 提出一种基于知识交互的机电系统进化设计框架, 如图 7 所示。图 7 中左侧部分为 BG/GP 方法的基本流程, 即在预定义机电系统相关设计指标条件下, 人类设计者首先利用键合图方法对机电系统进行建模, 然后结合基因编程方法通过子代生成、适应度评价、重组、引导等迭代操作得到最优的候选设计方案, 最终制造出满足预定义设计指标的最优设计方案。但与一般的 BG/GP 方法相比, 该框架中进化设计过程与人类知识库具有良好的交互性, 主要体现在两个方面: 1) 通过知识提取从进化过程得到的成功的候选概念设计方案中获取键合图模块, 在知识库中组成一套基本的构建模块库, 再融入到进化设计过程中可以提取有用的模块化设计知识, 增强设计的可重用性, 并减少 GP 的搜索空间, 快速找到成功的候选设计方案。2) 可以将从人类经验中或从进化设计过程中提取并经过迭代验证、重组后获得的



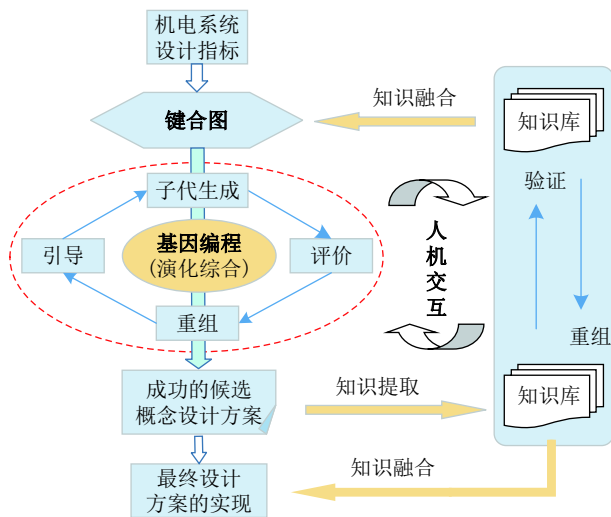


图 7 机电系统的进化设计框架

Fig. 7 The framework of evolutionary synthesis of mechatronic systems

设计知识融入到进化过程中,以提高基因编程的开放式拓扑搜索能力,得到性能最优的设计方案.通过车辆悬挂控制系统和微机电系统带通滤波器的进化设计,验证了该基于知识交互的集成设计方法的有效性.

### 2.3.2 机电系统控制器设计

近些年,出现了一些使用进化算法对控制器进行优化的设计方法<sup>[83-88]</sup>.其中,包含了 GA、DE、PSO 等常用进化算法及一些混合进化优化算法.

如 Yousfi 等<sup>[89]</sup>使用 GA 对电机矢量 PI 控制参数进行设计. Li 等<sup>[90]</sup>提出了一种结合增强遗传算法 (Enhanced GA, EGA) 和模拟退火算法 (SA) 的新型混合算法 (Hybrid GA, HGA), 模拟退火过程应用于 EGA 操作后的较好的半种群, 引入自适应冷却时间表, 并且采用正交设计方法、自适应交叉和变异概率机制来加强收敛, 维持种群多样性. 对于插电式混合动力总线的动力总成和参数设计, HGA 的收敛速度和全局搜索能力更好. Moharam 等<sup>[91]</sup>将 DE 算法和 PSO 算法相结合提出了一种用于优化 PID 控制器参数的混合元启发式算法 (ALC-PSODE 算法), 该 PSO 算法具有众多挑战者和一个老化的领导者. 该 ALC-PSODE 算法结合了两种算法的优点, 在 12 个基准函数测试实验中获得了比其他单一进化算法更优的解, 此外对三罐液位系统 PID 控制器的参数进行整定优化, 表明该算法在保持快速收敛的同时, 具有较强的鲁棒性和较高的效率.

徐国政等<sup>[92]</sup>针对机器人辅助患肢进行康复训练时患肢病情的变化对系统稳定性造成的影响, 提

出了一种基于进化模糊神经网络的自适应阻抗控制方法, 对阻抗控制器的参数进行优化. 王福斌等<sup>[93]</sup>采用小生境粒子群算法对自抗扰控制器参数进行整定优化, 设计出适合挖掘机器人的基于图像的自抗扰视觉伺服控制器, 从而提高挖掘机器人的自主挖掘能力. Zhang 等<sup>[94]</sup>将混沌原理与循环交换邻域机制相结合, 提出了一种改进的人工蜂群算法, 用于设计优化自动电压调节系统的分数阶 PID 控制器. 利用混沌的遍历性, 防止搜索陷入局部最优; 利用循环交换邻域机制来扩大求解范围, 加快找到控制器参数的最优解. 陈启鹏等<sup>[95]</sup>针对纯电动汽车稳定性和制动能量回收问题, 对车辆制动能量回收系统以及车身稳定性能做了研究, 采用带精英策略的非支配排序遗传算法对车身稳定控制器的参数进行了优化设计. Zheng 等<sup>[96]</sup>基于差分进化算法提出了一种永磁同步电机分数阶 PI 速度控制器的参数整定优化方法, 进一步的 Zheng 等<sup>[97]</sup>基于时域和频域要求规范的考虑, 利用差分进化算法对控制器参数进行整定优化, 获得的 PI<sup>λ</sup>D<sup>μ</sup> 控制器具有较好的鲁棒性和最优动态响应性能.

上述方法均是在控制器结构固定的前提下, 基于进化算法对控制器的参数进行优化设计, 这对控制器的性能有较大限制. 为提升控制器的性能, 国内外学者在对控制器参数和结构进行同步优化方面也进行了相应的研究. 如 Koza 等<sup>[98-101]</sup>提出一种基因编程的方法在控制器的设计自动化方面做了大量的研究和尝试. 一种基于基因编程的自动设计方法<sup>[98]</sup>, 用基因编程的程序树来表示控制器的拓扑结构和参数. 通过基因编程自行决定组成控制器的信号处理模块, 模块类型, 模块间的连接方式以及模块的控制参数. Bruijnen 等<sup>[102]</sup>在 Koza 等的研究基础上, 进一步提出了结合遗传算法和基因编程的混合优化算法, 其中遗传算法用于优化控制器的参数, 基因编程用于优化控制器的结构. Lapa 等<sup>[103]</sup>结合 GA 和扩展的 PSO (ePSO) 算法提出了一种柔性模糊 PID 控制器的构造方法, 其中 GA 用于选择控制器的结构, 同时 ePSO 算法用于选择控制器的结构参数. 仿真结果表明, 该控制器结构设计过程可以实现自动化. 此外, 在对控制器结构和参数进行同步优化方面, Lapa 等<sup>[104]</sup>还提出了一种基于多种群的优化方法, 用不同的进化算法来同步处理子种群, 对控制器的参数和结构进行同步优化. 最后通过对 1/4 车辆主动悬架控制器的设计说明了该方法的有效性.

在国内, 北京理工大学辛斌等在对控制器参数和结构进行同步优化方面开展了一系列研究.

2015年,孙振路等<sup>[105]</sup>提出了一种基于“库”和进化算法的最大结构控制器设计方法,并提出了一种结构和参数双层优化的设计策略,控制器的结构可针对控制系统优化调节,具有灵活多变的特点.控制器结构和参数分别通过参数自适应遗传算法和自适应差分进化算法进行优化,控制器自动设计水平较高,且计算代价较文献<sup>[98]</sup>有了明显降低.通过对多个控制系统的控制仿真,验证了该方法的有效性和先进性.2017年,展娇杨等<sup>[106]</sup>提出了一种改进差分进化算法对控制器结构和参数进行同时优化设计,突破了控制器结构对性能的限制,提升了设计的自动化水平.通过对磁悬浮球控制系统的仿真和实验,说明了该控制器针对不同扰动皆具优良的抗扰性能,验证了该方法的可行性和优越性.2019年,展娇杨<sup>[107]</sup>提出了如图8所示的一种通用的结构可优化抗扰控制器的设计框架,可针对不同被控对象,结合进化算法的搜索进化能力自动确定控制器的结构形式和参数.文中研究了控制器结构组成及控制器的表达方式,设计出一套控制器结构生成规则,通过一种高效的编解码策略,以压缩冗余的解空间,提高算法的搜索效率.在该框架下,对具有参数不确定性的球杆系统、单级倒立摆以及受到外部扰动的磁悬浮小球系统这几种具有不同特性的典型非线性系统,进行专门的结构可优化抗扰控制器设计,通过仿真及实验,验证了结构可优化抗扰控制器智能优化算法的可行性、先进性和通用性.

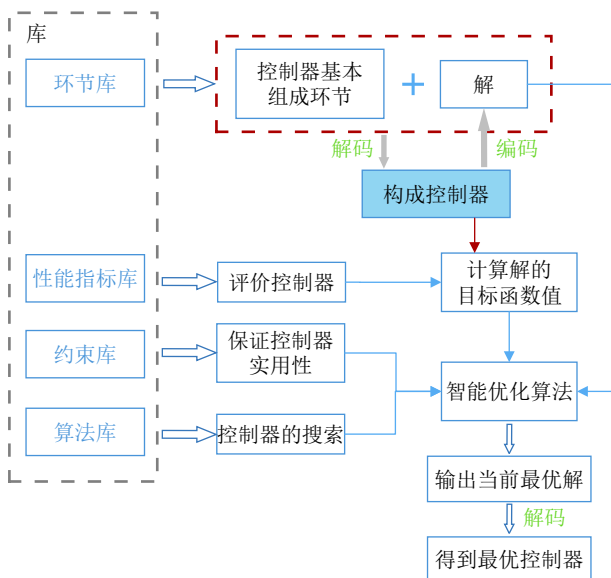


图8 结构可优化抗扰控制器的设计框架<sup>[107]</sup>

Fig.8 The framework of disturbance rejection controllers with optimized structures<sup>[107]</sup>

众所周知,控制系统在我们的生产、生活中无

处不在,基于人工智能的技术也逐渐成为控制器优化领域的热点.从上可知,进化计算作为一种人工智能技术为机电系统控制方面的优化设计提供了新的思路,关于进化算法在过程控制、电气工程、机电系统控制方面的最新研究工作可参见文献<sup>[108]</sup>.

### 2.3.3 机电系统控制器和被控对象并行设计

机电系统由多个不同工程学科的子系统组成,由于不同工程学科的子系统设计往往需要采用所属学科的设计语言,难以形成一种对涉及多工程领域的系统进行集成设计的统一化方法,且采用传统设计方法难以保证机电系统的整体性能是最优的.机电系统是一种受控的复杂工程系统,在以往的研究中,关于如何对机电系统控制器和被控对象进行并行设计优化的报导并不多.但近年来,计算综合领域的研究取得了巨大成功,尤其是对进化算法的研究,推动了机电系统并行设计方面的发展.受到自然界共生现象的启发, Potter等<sup>[109]</sup>提出了一种协同进化的一般性架构,用于进化设计系统中相互作用且互相适应的子组件,并利用该协同进化方法设计出了一种仿真自主机器人的基于规则的控制策略.针对协同进化过程中如何选择协作者用于评估, Wiegand等<sup>[110]</sup>提供了协同进化方法中各种协作机制的实验验证分析,并提出了一些关于如何选择适用于特定问题的机制的基本建议.

针对单一领域的设计优化方法无法解决由多领域子系统组成的机电系统的设计优化问题, Wang等<sup>[111]</sup>提出了统一的机电系统建模和基于脑-肢协同的进化综合方法,利用键合图对车辆悬挂系统的连续控制器和被控对象进行描述,采用脑-肢协同进化算法自动设计出了车辆悬挂系统.与传统方法相比,该方法集成了键合图的多领域统一建模特性和基因编程的开放式拓扑搜索能力,能够帮助设计者获得更为广泛且全面的优化设计方案,并可以灵活地确定一个最终的设计.

由于键合图只能表达连续的系统,对含有离散控制器的系统,需要用其他方式来表示离散控制器,如:有限状态机、前向控制器(一种模型预测控制器)<sup>[112-114]</sup>等.针对含有离散和连续系统的混合动力学系统的设计优化问题, Dupuis等<sup>[43]</sup>提出了一种名为HBGGP的设计自动化方法.文中采用混合键合图来描述带有离散和连续事件的混合动力学系统,采用一种单步前向控制器来控制DC-DC变换器,并结合基因编程来搜索系统的开放式设计空间,自动生成满足预定义设计规范且拓扑结构和参数同时优化的DC-DC变换器电路.此后,他们还提出了一种混合机电系统中离散控制器的进化设计方法<sup>[115]</sup>,

用有限状态机表示离散逻辑控制器, 混合键合图表示混合被控对象, 结合遗传算法对混合机电系统的控制器和被控对象进行协同进化设计. 通过对一双罐系统的离散控制器, 在被控对象结构固定和可变情况下, 利用有限状态机控制器和一种单步前向控制器表示的离散控制器进行设计比较, 阐述了两种控制器的优劣, 验证了该进化设计方法的有效性. 上述应用案例说明了基于 BG/GP 的自动设计方法可以为传统的机电系统的创新设计提供新的思路, 并具有改进现有设计方案的潜力.

我们将上述机电系统设计自动化中的一些代表性设计方法总结在表 2 中. 其中, 由于 GP 方法具有同时进行开放式拓扑结构搜索和参数优化的能力得到了学者们的广泛关注. 此外, 多目标进化算法也被越来越多地用于求解实际机电系统优化设计问题.

### 3 机器人系统设计自动化

机器人系统作为集机械、电力电子、软件和控制于一体的复杂机电系统的典型代表, 通过手工设计一个具有自主能力和自适应的机器人系统是及其困难的, 而进化计算方法为机器人系统的自动化设计提供了巨大可能, 且在该方面的研究得到了工业界和学术界的高度关注. 如著名机器人公司 ABB, 该公司研发团队和瑞典著名的林雪平大学 Peter

Krus 教授小组建立了长期的合作关系, 在机器人系统自动化设计优化方面开展了深入的研究. Tarkian<sup>[119]</sup> 明确定义了“设计自动化”的概念, 并采用经典的多目标进化算法对机器人的设计进行优化.

2000 年, Lipson 等<sup>[120]</sup> 利用进化计算的方法设计出了第一个用计算机生成的机器人系统, 并用 3D 打印技术进行了物理实现, 该工作发表在 *Nature* 期刊上. 后续 Lipson 教授团队在软体机器人和模块化自重构机器人的研究上取得了一系列成就. 如在文献 [121] 中提出了一种软体机器人的设计自动化方法, 结合进化算法和高斯混合模型表示法对软体机器人进行开放式拓扑结构搜索, 得到了满足高级功能要求的、材料可自由分配且构型多样的软体机器人.

在机器人本体结构设计方面, 学者们利用进化计算方法取得了一系列成果, 在机械臂<sup>[122-124]</sup>、机械手爪<sup>[125-126]</sup>、传动装置<sup>[127-128]</sup> 等的设计优化问题上展现了进化计算的巨大优势. West 等<sup>[129]</sup> 针对一种七自由度机械臂的动态建模和参数评估问题, 利用遗传算法开发出一种机制, 使得在噪声和未知运行情况下可以对机械臂模型参数进行估计和更新. 为获得高性能的机械臂, Xiao 等<sup>[122]</sup> 从机器人运动学和动力学出发, 采用 NSGA-II 对机械臂的几何臂长和电机、变速箱的选型进行优化. 实验结果表明, 该算

表 2 机电系统设计自动化中设计方法的总结  
Table 2 A survey of design methods for MDA

序号	设计方法	参考文献
1	非线性规划算法	Yin 等 <sup>[116]</sup>
2	遗传算法	Zhang 等 <sup>[40]</sup> , 解光军等 <sup>[44]</sup> , Nabavi 等 <sup>[54-56]</sup> , Li 等 <sup>[83]</sup> , Yousfi 等 <sup>[80]</sup> , 陈启鹏等 <sup>[95]</sup>
3	进化策略算法	Kim <sup>[34]</sup> , Mallick 等 <sup>[46]</sup>
4	文化基因算法	Arab 等 <sup>[80]</sup>
5	差分进化算法	Zheng 等 <sup>[47]</sup> , Ak 等 <sup>[49]</sup> , Rodríguez-Molina 等 <sup>[84]</sup> , Ochoa 等 <sup>[88]</sup> , Zheng 等 <sup>[96-97]</sup>
6	改进差分进化算法	Fan 等 <sup>[85]</sup> , 展娇杨 <sup>[107]</sup>
7	粒子群算法	Poddar 等 <sup>[38]</sup> , Ye 等 <sup>[83]</sup> , 王福斌等 <sup>[93]</sup>
8	人工蜂群算法	Caraveo 等 <sup>[85]</sup> , Zhang 等 <sup>[94]</sup>
9	基因编程	Koza 等 <sup>[16, 98-101]</sup> , Vasicek 等 <sup>[36]</sup>
10	键合图+遗传算法	Tay 等 <sup>[78]</sup>
11	遗传算法+粒子群算法	Lapa 等 <sup>[103]</sup>
12	遗传算法+模拟退火算法	Shokouhifar 等 <sup>[37]</sup> , Li 等 <sup>[90]</sup>
13	差分进化算法+粒子群算法	Moharam 等 <sup>[91]</sup>
14	键合图+基因编程	Dupuis 等 <sup>[43]</sup> , Seo 等 <sup>[79]</sup> , Fan 等 <sup>[60, 81-82]</sup> , Wang 等 <sup>[20, 111]</sup>
15	遗传算法+基于梯度的局部优化算法	Zhang <sup>[66]</sup>
16	遗传算法+基因编程	Fan 等 <sup>[60]</sup> , Buijnen 等 <sup>[102]</sup>
17	混合键合图+基因编程	Dupuis 等 <sup>[43, 115]</sup>
18	多目标进化算法	Fan 等 <sup>[10]</sup> , Wen 等 <sup>[57]</sup> , Farnsworth 等 <sup>[61]</sup> , Janwal 等 <sup>[117]</sup>
19	基于替代模型辅助的进化算法	Liu 等 <sup>[99, 63-64]</sup> , Akinsolu 等 <sup>[52]</sup> , Wang 等 <sup>[118]</sup>

法可以优化出比 UR5 质量更轻、可操作性更高的机械臂。Hassan 等<sup>[130]</sup>对一机械手爪的建模和设计优化问题进行了深入研究。首先,对机械手爪进行详细的建模分析,构建了相应的几何模型、运动学模型和动力学模型;然后,结合功能需求和模型中的几何约束及力约束,将机械手爪的设计问题描述成为一个多目标优化问题,采用 NSGA-II 求解出机械手爪的最优结构。Fan 等<sup>[10]</sup>采用基于 Push 和 Pull Search (PPS) 框架的算法<sup>[131]</sup>对一种六自由度示教机械臂进行设计优化,获得了比人类工程师设计更优的设计方案。通过实验,表明了 PPS-MOEA/D 方法比其他几种约束多目标进化算法更具优势,同时也说明了采用 PPS 框架,可以有效提升对应算法在解决机器人优化设计问题上的性能。

在机器人设计自动化方面,进化算法不仅可对具有不同几何约束条件的本体结构进行自动设计优化,进化计算方法在机器人控制器的设计优化方面也取得了不少成果,尤其是对 PID 控制器的设计优化。如 Sharma 等<sup>[132]</sup>采用布谷鸟搜索算法对一种分数阶模糊 PID 控制器进行参数整定用于解决一种二连杆机械臂的轨迹跟踪问题。实验结果表明通过该算法优化的控制器不仅能保证机械臂具有最佳的轨迹跟踪,而且能改善系统对模型不确定性、噪声干扰和外部干扰的鲁棒性。针对自主移动机器人的轨迹跟踪问题, Ali 等<sup>[133]</sup>采用人工蜂群和遗传算法分别对机器人的 PID 控制器参数进行修正,并通过固定的测试轨迹验证了控制器的有效性。实验表明,采用人工蜂群算法优化的 PID 控制器比采用遗传算法优化的 PID 控制器性能更优。Taherkhorsandi 等<sup>[134]</sup>采用多目标遗传算法对一种两足机器人控制器的参数进行整定优化,得到一种 PID 控制和滑模控制相结合的自适应鲁棒混合控制器,可以有效地控制两足机器人在斜坡侧平面上平稳地行走。Son 等<sup>[135]</sup>将改进的差分进化算法和神经网络相结合,提出了一种自适应前馈神经网络控制器和 PID 控制器相结合的用于控制 SCARA 并联机器人关节角位置的控制器。其中改进的差分进化算法用于训练优化一种逆神经网络自回归模型,进而产生一种自适应前馈神经网络控制器用于识别 SCARA 并联机器人的非线性动态特性,通过实验表明,经优化得到的自适应前馈神经网络 PID 控制器具有自适应自整定能力,且能对 SCARA 并联机器人进行精确、鲁棒的位置控制。此外,针对移动机器人姿态变形问题, Hai 等<sup>[136]</sup>提出了一种基于进化博弈论的鸽子优化算法,对一种用于控制机器人姿态变形的自抗扰控制器的参数进行自动优化整定。该方法中,优化算法中的个体会随着进化博弈过程而动态调整,

最终得到的最优解作为自抗扰控制器的主要参数用于控制移动机器人。通过仿真实验表明,该优化方法能有效提高自抗扰控制器的鲁棒性。进化计算在机器人控制器方面的应用,除上述几种机器人外,还可应用于车型机器人<sup>[137]</sup>、柔性机器人<sup>[138]</sup>、水下机器人<sup>[139]</sup>、挖掘机器人<sup>[140]</sup>和手术机器人<sup>[141]</sup>等的设计优化。

综上,采用进化算法对机器人本体结构和控制器参数进行设计优化可以得到满足一定性能要求的机器人系统。但在机器人设计自动化领域,机器人系统作为一种具有本体结构(肢体)和控制器(大脑)复杂系统,如果仅仅考虑机器人本体或控制器的单一化设计优化,无法得到整体性能最优的机器人系统,而对机器人本体结构与控制器进行肢-脑协同优化设计是一种生成性能更优机器人系统的方法。通常的做法是首先手工设计机器人本体结构,然后对具有固定本体结构的机器人进行控制策略的设计与优化<sup>[142]</sup>。近年来,研究者将生物进化论的思想引入到机器人本体结构与控制器的并行优化设计中,取得了一系列成功的应用。如 Endo 等<sup>[143]</sup>采用遗传算法对一种双足类人机器人结构和控制器进行协同进化,结合机器人伺服模块的特点,得到了详细的机器人结构和行走模式。Marbach 等<sup>[144]</sup>结合基因编程和遗传算法对同质模块化机器人的形态结构和控制器进行协同进化设计,突破了在手动设计方法中人类自觉的局限性。文中采用基因编程的开放式拓扑结构搜索能力自动配置模块,生成可以自主适应不同环境和任务的机器人;同时采用遗传算法优化控制器参数,生成稳健的非线性振荡控制器使在相对较小区域内快速搜索到机器人的不同运动策略。Villarreal-Cervantes 等<sup>[145]</sup>提出了一种混合梯度进化算法对平面并联机器人结构及其控制系统进行协同设计优化,得到了最优的结构设计参数和控制器参数。实验结果表明,该结构-控制器协同设计优化方法比顺序设计方法收敛性更好、所设计出来的机器人性能更优。Valdez 等<sup>[146]</sup>采用三种启发式算法分别对两种串联机械臂进行设计优化,通过对机械臂臂长和 PID 控制器参数进行并行优化设计和序列优化设计的比较得出,并行优化设计方法比序列优化设计方法具有更好的全局搜索能力,优化过程更加高效,且可以同时得到最优的几何参数和控制器参数。关于进化算法用于机器人本体-控制器的肢-脑协同进化的更为全面的工作总结可参见文献<sup>[147]</sup>。

综上所述,进化计算在机器人系统设计自动化中的应用已经非常广泛。但是同时对机器人本体和控制器设计的工作还比较有限,而且控制器的设计

往往只考虑了连续类型的控制器. 因此, 同时考虑机器人本体、连续控制器和离散控制器的并行自动设计, 是值得继续研究的重要内容.

## 4 问题与展望

### 4.1 复杂机电系统设计自动化中存在的问题

虽然进化计算在复杂机电系统设计自动化方面取得了很多成果, 但由于机电系统的复杂性, 目前已有算法在约束处理、多指标优化、计算效率、知识运用等方面仍存在不足, 距离广泛的工业应用尚存在明显的差距. 本节将对复杂机电系统设计自动化中存在的问题进行分析, 对未来进化计算的发展方向及其在复杂机电系统设计自动化上的应用进行展望, 具体如下.

#### 1) 复杂机电系统的统一建模问题

复杂机电系统通常是一个包含多个领域的系统, 且不同领域的子系统之间通常存在相互的耦合, 缺乏一套能有效对机电系统进行统一建模的方法.

#### 2) 复杂机电系统优化问题的求解

复杂机电系统的优化问题通常是带约束条件的冲突的多目标优化问题, 目前在该领域的研究成果相对较少. 此外, 复杂机电系统中的目标和约束可能是计算昂贵的, 设计变量既包含连续变量又包含离散变量, 使得求解的问题十分复杂. 如何设计高效的约束处理机制、设计离散与连续变量混合的求解机制、设计高效的约束多目标进化算法<sup>[148-149]</sup>和设计基于替代模型的约束多目标进化算法<sup>[150-151]</sup>是复杂机电系统优化问题中仍然存在的问题.

#### 3) 进化计算用于复杂机电系统智能化、网络化、绿色化等方向中的问题

智能化是 21 世纪复杂机电系统发展的重要方向, 它的目的是使机电系统具有一定的判断思维、逻辑思维、决策思维等能力. 复杂机电系统智能化涉及智能控制、任务规划与决策、故障诊断等多个方面, 其中很多问题可以归结为具有挑战性的复杂优化问题, 可以在建模的基础上采用进化算法进行直接求解. 涉及复杂机电系统判断、逻辑与决策的问题, 需要结合进化算法和神经网络<sup>[152-155]</sup>、模糊推理<sup>[156]</sup>、决策树<sup>[157]</sup>等技术来实现复杂机电系统的智能化.

网络技术的飞速发展对复杂机电系统有重大影响, 使其朝着网络化方向发展. 机电系统网络化发展过程中的一个核心问题是网络资源的调度. 使用进化算法可以对网络资源进行调度<sup>[158-159]</sup>, 一定程度上可以帮助机电系统更好地实现网络化, 但网络资

源的调度对于大规模<sup>[160-161]</sup>、高并发<sup>[162]</sup>和实时性<sup>[163]</sup>等方面的要求给进化算法带来新的挑战.

降低复杂机电系统的能耗消耗、降低其对环境的污染、提高机电系统的回收性, 实现机电系统的绿色化是未来复杂机电系统发展的必要方向. 绿色化涉及了机电系统的设计、运用、维护、回收等诸多环节甚至需要多阶段综合考虑, 一个共同的特点是建模复杂、优化指标多、约束条件多. 而进化算法特别适合求解这类优化问题, 特别是约束高维目标进化算法<sup>[164-167]</sup>. 另外, 对于建模复杂或优化目标与约束条件难以显式建立的问题, 开展基于数据驱动的建模与优化<sup>[168-170]</sup>是一个新的值得研究的方向.

### 4.2 进化计算在复杂机电系统设计自动化中的展望

针对复杂机电系统设计自动化中存在的问题, 我们拟从以下 5 个方面进行展望:

#### 1) 复杂机电系统的多角度统一建模

构建综合键合图模型、几何建模与方程式机理模型的有效手段. 这是因为键合图模型虽然可以很好地支持自动优化设计, 但却难以表达系统的几何尺寸及装配关系等信息, 因此需要加入系统的几何建模来帮助进行自动设计. 而另一方面, 几何建模虽然可以产生细节的模型并严格定义子系统间的装配关系, 但同时其可搜索的设计空间也受到限制, 因此难以作为唯一的建模方法满足设计自动化的要求. 方程式机理模型是和优化算法可以进行无缝对接的最高效的一种模型表达形式. 因此, 综合了多种建模方法的多角度统一建模方法是一个非常潜力的研究方向.

#### 2) 复杂机电系统优化问题的约束处理机制

在约束处理机制方面, 主要开展以下 4 个方面的研究. a) 针对等式约束开展研究. 机电系统建模过程中, 可能会涉及到一系列等式约束. 目前专门针对等式约束的优化方法非常有限, 通常的做法是引入一个较小的正数  $\varepsilon$ , 把一个等式约束变换为 2 个不等式约束. 但是对具有较高维度的搜索空间而言,  $\varepsilon$  的值往往难以确定. b) 针对约束的类型设计合适的约束处理机制. 在进化过程中会产生大量数据, 对这些数据进行挖掘可以进一步用来对约束条件进行分类. 例如, 通过数据扰动和统计的方法可以把约束分为可行性困难、收敛性困难和多样性困难三种难度的类型, 针对每种难度类型的约束设计合理的约束处理机制进行动态的求解. c) 开展昂贵约束条件的优化问题研究. 在复杂机电系统中, 有些优化问题的约束条件通常需要调用仿真软件, 计

算昂贵,而传统的优化方法无法对这类问题进行有效的求解.因此,对约束条件建立替代模型,研究基于代理模型的约束处理方法是一条可行的路径.d)开展约束边界搜索的研究.优化问题的最优解往往集中在无约束的 Pareto 前沿或约束的边界上,可以通过进化算法很容易求解.而约束边界的求解目前仍然是一大难题,如何能快速有效地对约束的边界进行定位是一个值得深入研究的方向.

### 3) 针对复杂机电系统优化问题的约束多目标优化方法

通常,在实际设计过程中,设计者考虑的不仅仅是单一设计目标,而且会同时考虑多个相互冲突的设计目标,因此对机电系统的优化设计往往可以描述为多目标优化问题.在机电系统的自动设计研究中,多目标进化算法(Multi-objective evolutionary algorithms, MOEAs)<sup>[171-180]</sup>已逐步成为一种解决上述多目标优化问题的常用方法.在多目标进化算法中,常常需要采用不同的约束处理技术<sup>[181-184]</sup>来解决带约束的多目标优化问题.此外,目前用于评价约束多目标进化算法的测试问题集不仅由于其难度大而相对较少,甚至缺乏能够有效测试约束多目标进化算法性能的测试问题集.针对现有约束多目标测试问题的不足,Fan等<sup>[185]</sup>首次对约束问题的难度类型进行定义,提出了可行性困难、收敛性困难和多样性困难等三种难度的约束类型.每种约束类型的难度都可以自由调整,问题可以进行自由定制,能够全面综合评估约束多目标进化算法在单一难度或多种难度下的性能.

在工程优化领域,大多数工程设计问题需要通过实验或仿真来评估与设计变量相关的设计目标函数和约束函数.而这些设计中普遍存在单次仿真耗时长、适应度值评估时间长和计算昂贵的问题,例如机翼外形设计、结构设计等.目前,针对这类优化设计问题,一种典型的解决方案是基于替代模型辅助的进化算法<sup>[186-189]</sup>,通过在进化算法中使用替代模型,可以减少代价很高的目标函数的评估,从而减少对昂贵问题进化优化的计算时间和成本.

综上所述,尽管在多目标优化算法研究方面已取得了一些成果,但在对实际机电系统进行设计的过程中,设计人员除要考虑多个设计目标外,还要考虑大量的设计约束、设计评估以及计算成本,因此为了更好地解决复杂机电系统的优化设计问题,得到最优设计方案,进一步加强对带有复杂约束的多目标优化算法的研究将会是一项非常有意义的工作.

### 4) 融合约束多目标进化算法和知识提取的设计自动化方法

在采用进化算法进行优化设计过程中,会产生大量的数据,这些数据蕴含着大量与优化设计问题相关的隐含知识.在采用进化算法进行优化设计的过程中,通过数据挖掘与知识提取可以挖掘出有效的知识,一方面能帮助设计者提升对优化问题的认识,精简优化问题的模型;另一方面,这些获取的知识可以嵌入到进化算法中,进一步提升进化算法的求解精度和效率.机器学习作为一种常用的知识提取方法,得到了广泛的应用.将机器学习方法融入到进化算法中,不仅提升了算法的性能,而且可以挖掘出进化设计过程中隐含的设计知识<sup>[190-191]</sup>,甚至还可以将获得的知识有效地转化、迁移到其他场景中,用于解决新的优化设计问题<sup>[192]</sup>.另外,机器学习中分类<sup>[193]</sup>和聚类<sup>[194-195]</sup>方法可在群体选择和新解产生等方面辅助多目标进化算法提高搜索效率.因此通过对约束多目标进化算法与设计知识的提取进行合理融合,构建出一套对复杂机电系统进行自动优化的方法,是复杂机电系统设计自动化研究的一个极具潜力的发展方向.

### 5) 基于基因编程和深度神经网络的机电系统视觉感知系统的设计自动化

随着智能化时代的到来,对复杂机电系统智能水平的要求越来越高,特别是大量的智能机电系统都包含了视觉处理的模块.因此,未来实现复杂机电系统设计自动化的关键内容之一将是对其视觉系统进行设计自动化.具体而言,针对不同的应用场景,设计自动化方法将可以自动构建性能最优的视觉处理模型(如各种深度神经网络<sup>[153, 196-197]</sup>等)来实现复杂机电系统的视觉感知功能.在这项研究中,如何针对不同的应用场景,自动进行模块库的选择与构建至关重要.这是因为一旦确定了神经网络的基本模块库及其构建规则,其设计空间也完全确定.神经网络的设计空间定义了在当前编解码方式下可以表达的所有神经网络架构的集合.更大的设计空间可能包含了更好的解,但同时也意味着可能需要更多的计算资源以及计算时间来进行空间的自动搜索.这个对设计空间自动搜索的过程其实就是对神经网络的拓扑结构和参数进行同时优化的过程.现有的深度神经网络的结构主要是依赖人的经验进行设计,是一个反复试验的过程(主要是手动完成),比较受限于人类的经验和直觉,在发现突破性的创新结构方面效率不高,而采用设计自动化的方法可以大大提高这方面的效率.另一方面是深度神经网络的参数优化主要是通过梯度算法进行(例如SGD<sup>[198]</sup>、Adam<sup>[199]</sup>).虽然它们在提高参数空间的搜索效率方面比较有效,但容易被局部最优、鞍点和嘈杂的梯度所困.而采用基于多场景(多任务)的基因编程

(Multi-tasking genetic programming) 方法<sup>[200-201]</sup>, 可以针对不同应用场景, 同时对神经网络的拓扑结构和参数进行自动优化, 并有可能产生创新的神经网络结构, 系统化持续提升复杂机电系统的视觉感知模块的处理能力及智能水平。

## 5 结论

随着机电系统在工业中的重要性日益凸显, 尤其是机器人这一典型的复杂机电系统大量应用于工业制造、农业生产、服务业和国防科技等领域, 机电系统设计自动化拥有巨大的发展潜力, 并有可能成为继电子系统设计自动化后的下一个大的发展浪潮, 推动机电系统在学术界及产业界的进一步发展。

复杂机电系统是一类由机械、电子电路、控制、液压等多个学科领域综合而成的多能域系统, 其设计优化问题往往被描述为一类带约束的多目标优化问题<sup>[10, 123, 202]</sup>, 而进化算法对解决约束多目标优化问题具有天然的优势。本文对进化计算在复杂机电系统设计自动化方面的应用研究做了较为全面的回顾, 并对进化计算在机器人这一典型的复杂机电系统中的应用从机器人本体、机器人控制器、机器人本体结构与控制器协同设计优化三个方面进行了详述。针对复杂机电系统设计优化过程中缺少统一建模方法、复杂机电系统优化问题评估代价昂贵等突出问题以及进化计算用于复杂机电系统智能化、网络化、绿色化等方向中的问题, 本文从构建复杂机电系统多角度统一建模方法、复杂机电系统优化问题的约束处理机制、约束多目标优化方法、融合约束多目标进化算法和知识提取的设计方法以及基于基因编程和深度神经网络的机电系统视觉感知系统的设计自动化等 5 个方面进行了总结与展望。

## References

- National Manufacturing Power Building Strategy Advisory Committee. Chinese Manufacturing 2025 Green Paper on Key Areas and Technological Innovation: Technology Roadmap. Beijing: Electronic Industry Press, 2016. (国家制造强国建设战略咨询委员会. 《中国制造 2025》重点领域技术创新绿皮书—技术路线图. 北京: 电子工业出版社, 2016.)
- Coelingh E, de Vries T J A, van Amerongen J. Automated performance assessment of mechatronic motion systems during the conceptual design stage. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Advanced Mechatronics. Okayama, Japan: Japan Society of Mechanical Engineering, 1998. 472-477
- Tao Fei, Liu Wei-Ran, Liu Jian-Hua, Liu Xiao-Jun, Liu Qing, Qu Ting, et al. Digital twin and its potential application exploration. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2018, **24**(1): 1-18 (陶飞, 刘蔚然, 刘检华, 刘晓军, 刘强, 屈挺, 等. 数字孪生及其应用探索. 计算机集成制造系统, 2018, **24**(1): 1-18)
- Yang Lin-Yao, Chen Si-Yuan, Wang Xiao, Zhang Jun, Wang Cheng-Hong. Digital twins and parallel systems: State of the art, comparisons and prospect. *Acta Automatica Sinica*, 2019, **45**(11): 2001-2031 (杨林瑶, 陈思远, 王晓, 张俊, 王成红. 数字孪生与平行系统: 发展现状、对比及展望. 自动化学报, 2019, **45**(11): 2001-2031)
- Tao F, Sui F Y, Liu A, Qi Q L, Zhang M, Song B Y, et al. Digital twin-driven product design framework. *International Journal of Production Research*, 2019, **57**(12): 3935-3953
- Zheng N N, Liu Z Y, Ren P J, Ma Y Q, Chen S T, Yu S Y, et al. Hybrid-augmented intelligence: Collaboration and cognition. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2017, **18**(2): 153-179
- Li L, Zheng N N, Wang F Y. On the crossroad of artificial intelligence: A revisit to Alan Turing and Norbert Wiener. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, **49**(10): 3618-3626
- Gui Wei-Hua, Chen Xiao-Fang, Yang Chun-Hua, Xie Yong-Fang. Knowledge automation and its industrial application. *Scientia Sinica: Informationis*, 2016, **46**(8): 1016-1034 (桂卫华, 陈晓方, 阳春华, 谢永芳. 知识自动化及工业应用. 中国科学: 信息科学, 2016, **46**(8): 1016-1034)
- Zhang Q F, Zhou A M, Zhao S Z, Suganthan P N, Liu W D, Tiwari S. Multiobjective optimization test instances for the CEC 2009 special session and competition. University of Essex, Colchester, UK and Nanyang Technological University, Singapore, Technical Report, CES-487, 2008.
- Fan Z, You Y G, Cai X Y, Zheng H D, Zhu G J, Li W J, et al. Analysis and multi-objective optimization of a kind of teaching manipulator. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2019, **50**: 100554
- Liang Jing, Liu Rui, Qu Bo-Yang, Yue Cai-Tong. A survey of evolutionary algorithms for large scale optimization problem. *Journal of Zhengzhou University (Engineering Science)*, 2018, **39**(3): 15-21 (梁静, 刘睿, 瞿博阳, 岳彩通. 进化算法在大规模优化问题中的应用综述. 郑州大学学报(工学版), 2018, **39**(3): 15-21)
- Wu Xiu-Li, Zhang Zhi-Qiang. The comparison and improvement of bacterial algorithms for flexible job scheduling problem. *Journal of Zhengzhou University (Engineering Science)*, 2018, **39**(3): 34-39 (吴秀丽, 张志强. 求解柔性作业车间调度问题的细菌算法对比及改进. 郑州大学学报(工学版), 2018, **39**(3): 34-39)
- Wang Da-Zhi, Liu Shi-Xin, Guo Xi-Wang. A multi-agent evolutionary algorithm for solving total tardiness permutation flow-shop scheduling problem. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(3): 548-555 (王大志, 刘士新, 郭希旺. 求解总拖期时间最小化流水车间调度问题的多智能体进化算法. 自动化学报, 2014, **40**(3): 548-555)
- Xiao Jun-Ming, Zhou Qian, Qu Bo-Yang, Wei Xue-Hui. Multi-objective evolutionary algorithm and its application in electric power environment economic dispatch. *Journal of Zhengzhou University (Engineering Science)*, 2016, **37**(2): 1-9 (肖俊明, 周谦, 瞿博阳, 韦学辉. 多目标进化算法及其在电力环境经济调度中的应用综述. 郑州大学学报(工学版), 2016, **37**(2): 1-9)
- Gamarra C, Guerrero J M. Computational optimization techniques applied to microgrids planning: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2015, **48**: 413-424
- Koza J R, Bennett F H, Andre D, Keane M A, Dunlap F. Automated synthesis of analog electrical circuits by means of genetic programming. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1997, **1**(2): 109-128
- Laskar N M, Guha K, Chatterjee I, Chanda S, Baishnab K L, Paul P K. HWPSO: A new hybrid whale-particle swarm optimization algorithm and its application in electronic design optimization problems. *Applied Intelligence*, 2019, **49**(1): 265-291
- Fan Z, Liu J C, Sorensen T, Wang P. Improved differential evolution based on stochastic ranking for robust layout synthesis of MEMS components. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2009, **56**(4): 937-948
- Wu Z H, Xu Q S. Design and optimization of a new 3-DOF en-

- ergy harvester with single piezoelectric stack. In: Proceedings of the 2019 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM). Hong Kong, China: IEEE, 2019. 424–429
- 20 Wang J C, Fan Z, Terpeny J P, Goodman E D. Knowledge interaction with genetic programming in mechatronic systems design using bond graphs. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 2005, **35**(2): 172–182
- 21 Cheong K H, Koh J M. A hybrid genetic-Levenberg Marquardt algorithm for automated spectrometer design optimization. *Ultramicroscopy*, 2019, **202**: 100–106
- 22 Wang X B, Yang Z X, Yan X A. Novel particle swarm optimization-based variational mode decomposition method for the fault diagnosis of complex rotating machinery. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2018, **23**(1): 68–79
- 23 Peimankar A, Weddell S J, Jalal T, Laphorn A C. Evolutionary multi-objective fault diagnosis of power transformers. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2017, **36**: 62–75
- 24 Yan Ping-Fan, Zhang Chang-Shui. Artificial Neural Networks and Evolutionary Computing (Second edition). Beijing: Tsinghua University Press, 2005.  
(阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算. 第 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2005.)
- 25 Fogel D B. The advantages of evolutionary computation. Biocomputing and Emergent Computation: Proceedings of BCEC97. Singapore: World Scientific, 1997. 1–11
- 26 Mitchell M. An Introduction to Genetic Algorithms. Cambridge, Mass.: MIT Press, 1998.
- 27 Koza J R. Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection. Cambridge, Mass.: MIT Press, 1992.
- 28 Kinneer K E Jr. Advances in Genetic Programming. Cambridge, Mass.: MIT Press, 1994.
- 29 Beyer H G, Schwefel H P. Evolution strategies — a comprehensive introduction. *Natural Computing*, 2002, **1**(1): 3–52
- 30 Wang D S, Tan D P, Liu L. Particle swarm optimization algorithm: An overview. *Soft Computing*, 2018, **22**(2): 387–408
- 31 Storn R, Price K. Differential evolution — a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *Journal of Global Optimization*, 1997, **11**(4): 341–359
- 32 Dorigo M, Stutzle T. Ant colony optimization: Overview and recent advances. Handbook of Metaheuristics. Boston: Springer, 2019. 311–351
- 33 Wang L T, Chang Y W, Cheng K T. Electronic Design Automation: Synthesis, Verification, and Test. San Francisco, CA, United States: Morgan Kaufmann, 2009.
- 34 Kim K J, Cho S B. Automated synthesis of multiple analog circuits using evolutionary computation for redundancy-based fault-tolerance. *Applied Soft Computing*, 2012, **12**(4): 1309–1321
- 35 Anjomshoa M, Mahani A, Sadeghifard S. A new automated design and optimization method of CMOS logic circuits based on modified imperialistic competitive algorithm. *Applied Soft Computing*, 2014, **21**: 423–432
- 36 Vasicek Z, Sekanina L. Evolutionary approach to approximate digital circuits design. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2015, **19**(3): 432–444
- 37 Shokouhifar M, Jalali A. An evolutionary-based methodology for symbolic simplification of analog circuits using genetic algorithm and simulated annealing. *Expert Systems with Applications*, 2015, **42**(3): 1189–1201
- 38 Poddar S, Narkhede P, Kumar V, Kumar A. PSO aided adaptive complementary filter for attitude estimation. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2017, **87**(3–4): 531–543
- 39 Liu B, Yang H, Lancaster M J. Global optimization of microwave filters based on a surrogate model-assisted evolutionary algorithm. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2017, **65**(6): 1976–1985
- 40 Zhang J, Chung H S H, Lo W L, Hui S Y, Wu A K M. Implementation of a decoupled optimization technique for design of switching regulators using genetic algorithms. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2001, **16**(6): 752–763
- 41 Castejón F, Carmona E J. Automatic design of analog electronic circuits using grammatical evolution. *Applied Soft Computing*, 2018, **62**: 1003–1018
- 42 Rojce Z, Burmen A, Fajfar I. Analog circuit topology synthesis by means of evolutionary computation. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2019, **80**: 48–65
- 43 Dupuis J F, Fan Z, Goodman E D. Evolutionary design of both topologies and parameters of a hybrid dynamical system. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2012, **16**(3): 391–405
- 44 Xie Guang-Jun, Xiao Han. Modeling and auto-design of operational amplifier based on genetic algorithm. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2009, **23**(1): 91–95  
(解光军, 肖晗. 基于遗传算法的运算放大器建模与自动设计. 电子测量与仪器学报, 2009, **23**(1): 91–95)
- 45 Zhu Ji-Xiang, Li Yuan-Xiang. Automated circuit design methodology using decomposition evolution. *Computer Systems & Applications*, 2010, **19**(8): 52–56  
(朱继祥, 李元香. 一种分解演化的电路自动设计方法. 计算机系统应用, 2010, **19**(8): 52–56)
- 46 Mallick S, Kar R, Mandal D, Ghoshal S P. Optimal sizing of CMOS analog circuits using gravitational search algorithm with particle swarm optimization. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 2017, **8**(1): 309–331
- 47 Zheng L M, Zhang S X, Zheng S Y, Pan Y M. Differential evolution algorithm with two-step subpopulation strategy and its application in microwave circuit designs. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2016, **12**(3): 911–923
- 48 Mattiussi C, Floreano D. Analog genetic encoding for the evolution of circuits and networks. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2007, **11**(5): 596–607
- 49 Ak C, Yildiz A. A novel closed-form expression obtained by using differential evolution algorithm to calculate pull-in voltage of MEMS cantilever. *Journal of Microelectromechanical Systems*, 2018, **27**(3): 392–397
- 50 Rahmani M. MEMS gyroscope control using a novel compound robust control. *ISA Transactions*, 2018, **72**: 37–43
- 51 Zega V, Frangi A, Guercilena A, Gattere G. Analysis of frequency stability and thermoelastic effects for slotted tuning fork MEMS resonators. *Sensors*, 2018, **18**(7): 2157
- 52 Akinsolu M O, Liu B, Grout V, Lazaridis P I, Mognaschi M E, Barba P D. A parallel surrogate model assisted evolutionary algorithm for electromagnetic design optimization. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2019, **3**(2): 93–105
- 53 Solouk M R, Shojaeefard M H, Dahmardeh M. Parametric topology optimization of a MEMS gyroscope for automotive applications. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, **128**: 389–404
- 54 Nabavi S, Zhang L H. Design and optimization of piezoelectric MEMS vibration energy harvesters based on genetic algorithm. *IEEE Sensors Journal*, 2017, **17**(22): 7372–7382
- 55 Nabavi S, Zhang L H. Frequency tuning and efficiency improvement of piezoelectric MEMS vibration energy harvesters. *Journal of Microelectromechanical Systems*, 2019, **28**(1): 77–87
- 56 Nabavi S, Zhang L H. Nonlinear multi-mode wideband piezoelectric MEMS vibration energy harvester. *IEEE Sensors Journal*, 2019, **19**(13): 4837–4848
- 57 Wen S H, Xu Q S. Design of a novel piezoelectric energy har-



- vester based on integrated multistage force amplification frame. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2019, **24**(3): 1228–1237
- 58 Fedder G K, Jing Q. A hierarchical circuit-level design methodology for microelectromechanical systems. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing*, 1999, **46**(10): 1309–1315
- 59 Mukherjee T, Fedder G K. Hierarchical mixed-domain circuit simulation, synthesis and extraction methodology for MEMS. *Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video Technology*, 1999, **21**(3): 233–249
- 60 Fan Z, Wang J C, Achiche S, Goodman E, Rosenberg R. Structured synthesis of MEMS using evolutionary approaches. *Applied Soft Computing*, 2008, **8**(1): 579–589
- 61 Farnsworth M, Tiwari A, Zhu M L. Multi-level and multi-objective design optimisation of a MEMS bandpass filter. *Applied Soft Computing*, 2017, **52**: 642–656
- 62 Di Barba P, Dughiero F, Mognaschi M E, Savini A, Wiak S. Biogeography-inspired multiobjective optimization and MEMS design. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2016, **52**(3): 7201504
- 63 Liu B, Nikolaeva A. Efficient global optimization of MEMS based on surrogate model assisted evolutionary algorithm. In: Proceedings of the 2016 Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition (DATE). Dresden, Germany: IEEE, 2016. 555–558
- 64 Liu B, Grout V, Nikolaeva A. Efficient global optimization of actuator based on a surrogate model assisted hybrid algorithm. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, **65**(7): 5712–5721
- 65 Kamalian R. Evolutionary Synthesis of MEMS [Ph. D. dissertation], University of California, USA, 2004
- 66 Zhang Y. MEMS Design Synthesis Based on Hybrid Evolutionary Computation [Ph. D. dissertation], University of California, USA, 2006
- 67 Wang P, Lu Q B, Fan Z. Evolutionary design optimization of MEMS: A review of its history and state-of-the-art. *Cluster Computing*, 2019, **22**(4): 9105–9111
- 68 Youcef-Toumi K. Modeling, design, and control integration: A necessary step in mechatronics. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 1996, **1**(1): 29–38
- 69 Chakrabarti A, Bligh T P. An approach to functional synthesis of solutions in mechanical conceptual design. Part I: Introduction and knowledge representation. *Research in Engineering Design*, 1994, **6**(3): 127–141
- 70 Campbell M I. The A-Design Invention Machine: A Means of Automating and Investigating Conceptual Design [Ph. D. dissertation], Carnegie Mellon University, USA, 2000
- 71 Zhong Jue. Coupling Design Theory and Method of Complex Electromechanical System. Beijing: China Machine Press, 2007. (钟掘. 复杂机电系统耦合设计理论与方法. 北京: 机械工业出版社, 2007.)
- 72 Damic V, Montgomery J. Mechatronics by Bond Graphs: An Object-Oriented Approach to Modelling and Simulation (Second Edition). Berlin, Heidelberg: Springer, 2015.
- 73 Kumar P, Bensekrane I, Conrard B, Toguyeni A, Merzouki R. Functionability analysis of redundant mechatronic systems in bond graph framework. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2019, **24**(6): 2465–2476
- 74 Zhang L J, Guo F, Li Y Q, Lu W J. Global dynamic modeling of electro-hydraulic 3-UPS/S parallel stabilized platform by bond graph. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2016, **29**(6): 1176–1185
- 75 Lafarge B, Grondel S, Delebarre C, Cattan E. A validated simulation of energy harvesting with piezoelectric cantilever beams on a vehicle suspension using Bond Graph approach. *Mechatronics*, 2018, **53**: 202–214
- 76 Mohammadi V, Ghaemi S, Kharrati H. PSO tuned FLC for full autopilot control of quadrotor to tackle wind disturbance using bond graph approach. *Applied Soft Computing*, 2018, **65**: 184–195
- 77 Zhu Gui-Jie. Research on Modeling of Wind Power Generation System Based on Bond Graph Method [Master thesis], Shantou University, China, 2014 (朱贵杰. 基于键合图方法的风力发电系统建模研究 [硕士学位论文], 汕头大学, 中国, 2014)
- 78 Tay E H, Flowers W, Barrus J. Automated generation and analysis of dynamic system designs. *Research in Engineering Design*, 1998, **10**(1): 15–29
- 79 Seo K, Fan Z, Hu J J, Goodman E D, Rosenberg R C. Toward a unified and automated design methodology for multi-domain dynamic systems using bond graphs and genetic programming. *Mechatronics*, 2003, **13**(8-9): 851–885
- 80 Fan Z. Mechatronic Design Automation: Emerging Research and Recent Advances. Hauppauge, NY: Nova Science Publishers, 2010.
- 81 Fan Z, Seo K, Hu J J, Goodman E D, Rosenberg R C. A novel evolutionary engineering design approach for mixed-domain systems. *Engineering Optimization*, 2004, **36**(2): 127–147
- 82 Fan Z, Wang J C, Goodman E. Exploring open-ended design space of mechatronic systems. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2004, **1**(4): 295–302
- 83 Ye Y, Yin C B, Gong Y, Zhou J J. Position control of nonlinear hydraulic system using an improved PSO based PID controller. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, **83**: 241–259
- 84 Rodriguez-Molina A, Villarreal-Cervantes M G, Aldape-Perez M. Adaptive control for the four-bar linkage mechanism based on differential evolution. In: Proceedings of the 2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). Rio de Janeiro, Brazil: IEEE, 2018. 1–7
- 85 Caraveo C, Valdez F, Castillo O. Optimization of fuzzy controller design using a new bee colony algorithm with fuzzy dynamic parameter adaptation. *Applied Soft Computing*, 2016, **43**: 131–142
- 86 Arab A, Alfi A. An adaptive gradient descent-based local search in memetic algorithm applied to optimal controller design. *Information Sciences*, 2015, **299**: 117–142
- 87 Mehedi I M, Al-Saggaf U M, Mansouri R, Bettayeb M. Two degrees of freedom fractional controller design: Application to the ball and beam system. *Measurement*, 2019, **135**: 13–22
- 88 Ochoa P, Castillo O, Soria J. Optimization of fuzzy controller design using a differential evolution algorithm with dynamic parameter adaptation based on Type-1 and Interval Type-2 fuzzy systems. *Soft Computing*, 2020, **24**(1): 193–214
- 89 Yousfi L, Bouchemha A, Bechouat M, Boukrouche A. Vector control of induction machine using PI controller optimized by genetic algorithms. In: Proceedings of the 16th International Power Electronics and Motion Control Conference and Exposition. Antalya, Turkey: IEEE, 2014. 1272–1277
- 90 Li L, Zhang Y H, Yang C, Jiao X H, Zhang L P, Song J. Hybrid genetic algorithm-based optimization of powertrain and control parameters of plug-in hybrid electric bus. *Journal of the Franklin Institute*, 2015, **352**(3): 776–801
- 91 Moharam A, El-Hosseini M A, Ali H A. Design of optimal PID controller using hybrid differential evolution and particle swarm optimization with an aging leader and challengers. *Applied Soft Computing*, 2016, **38**: 727–737
- 92 Xu Guo-Zheng, Song Ai-Guo, Li Hui-Jun. Adaptive impedance control for upper-limb rehabilitation robot based on evolutionary fuzzy neural network. *Journal of System Simulation*, 2010, **22**(8): 1880–1884, 1889 (徐国政, 宋爱国, 李会军. 基于进化模糊神经网络的上肢康复机器人自适应阻抗控制. 系统仿真学报, 2010, **22**(8): 1880–1884, 1889)

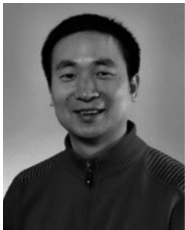
- 93 Wang Fu-Bin, Liu Jie, Chen Zhi-Kun, Jiao Chun-Wang. Auto disturbances refection visual servoing control for excavator robot based on niching particle swarm optimization. *Journal of Mechanical Engineering*, 2012, **48**(1): 32–38  
(王福斌, 刘杰, 陈至坤, 焦春旺. 基于小生境粒子群优化的挖掘机机器人自抗扰视觉伺服控制. 机械工程学报, 2012, **48**(1): 32–38)
- 94 Zhang D L, Tang Y G, Guan X P. Optimum design of fractional order PID controller for an AVR system using an improved artificial bee colony algorithm. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(5): 973–979  
(张冬丽, 唐英干, 关新平. 用改进的人工蜂群算法设计 AVR 系统最优分数阶 PID 控制器. 自动化学报, 2014, **40**(5): 973–979)
- 95 Chen Qi-Peng, Li Zhi-Hua, Peng Wei. Multi objective optimization of stability controller for electric vehicle. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2018, **35**(7): 728–734  
(陈启鹏, 李志华, 彭伟. 纯电动汽车车身稳定控制器多目标优化研究. 机电工程, 2018, **35**(7): 728–734)
- 96 Zheng W J, Pi Y G. Study of the fractional order proportional integral controller for the permanent magnet synchronous motor based on the differential evolution algorithm. *ISA Transactions*, 2016, **63**: 387–393
- 97 Zheng W J, Luo Y, Wang X H, Pi Y G, Chen Y Q. Fractional order PID<sup>n</sup> controller design for satisfying time and frequency domain specifications simultaneously. *ISA Transactions*, 2017, **68**: 212–222
- 98 Koza J R, Keane M A, Yu J, Mydlowec W, Bennett F H. Automatic synthesis of both the control law and parameters for a controller for a three-lag plant with five-second delay using genetic programming and simulation techniques. In: Proceedings of the 2000 American Control Conference. Chicago, USA: IEEE, 2000. 453–459
- 99 Koza J R, Keane M A, Yu J, Bennett III F H, Mydlowec W. Automatic creation of human-competitive programs and controllers by means of genetic programming. *Genetic Programming and Evolvable Machines*, 2000, **1**(1–2): 121–164
- 100 Keane M A, Yu J, Koza J R. Automatic synthesis of both the topology and tuning of a common parameterized controller for two families of plants using genetic programming. In: Proceedings of the 2nd Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. San Francisco, USA: Morgan Kaufmann Publishers, 2000. 496–504
- 101 Keane M A, Koza J R, Streeter M J. Automatic synthesis using genetic programming of an improved general-purpose controller for industrially representative plants. In: Proceedings of the 2002 NASA/DoD Conference on Evolvable Hardware. Alexandria, USA: IEEE, 2002. 113–122
- 102 Bruijnen D, Soute I, van de Molengraft R, Steinbuch M. Exploration of automatic controller synthesis for motion systems using genetic programming. *IFAC Proceedings Volumes*, 2004, **37**(14): 229–234
- 103 Lapa K, Cpalka K. Flexible fuzzy PID controller (FFPIDC) and a nature-inspired method for its construction. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, **14**(3): 1078–1088
- 104 Lapa K, Cpalka K, Paszkowski J. Hybrid multi-population based approach for controllers structure and parameters selection. In: Proceedings of the 18th International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing. Zakopane, Poland: Springer, 2019. 456–468
- 105 Sun Z L, Xin B, Chen J. Optimal design of controllers based on libraries and differential evolution. In: Proceedings of the 2015 34th Chinese Control Conference (CCC). Hangzhou, China: IEEE, 2015. 5599–5604
- 106 Zhan J Y, Xin B, Chen J. Evolutionary design of controllers with optimized structure and its application in a Maglev ball control system. In: Proceedings of the 36th Chinese Control Conference (CCC). Dalian, China: IEEE, 2017. 2545–2550
- 107 Zhan Jiao-Yang. The Intelligent Optimization Design of Disturbance Rejection Controllers with Optimized Structures [Master thesis], Beijing Institute of Technology, China, 2019  
(展娇杨. 结构可优化抗扰控制器的智能优化设计 [硕士学位论文], 北京理工大学, 中国, 2019)
- 108 Dotoli M, Fay A, Miskowicz M, Seatzu C. Advanced control in factory automation: A survey. *International Journal of Production Research*, 2017, **55**(5): 1243–1259
- 109 Potter M A, De Jong K A. Cooperative coevolution: An architecture for evolving coadapted subcomponents. *Evolutionary Computation*, 2000, **8**(1): 1–29
- 110 Wiegand R P, Liles W C, De Jong K A. An empirical analysis of collaboration methods in cooperative coevolutionary algorithms. In: Proceedings of the 3rd Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. San Francisco, USA: Morgan Kaufmann Publishers, 2001. 1235–1242
- 111 Wang J C, Fan Z, Terpenney J P, Goodman E D. Cooperative body–brain coevolutionary synthesis of mechatronic systems. *Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing*, 2008, **22**(3): 219–234
- 112 Dupuis J F, Fan Z, Goodman E. Evolved finite state controller for hybrid system. In: Proceedings of the 1st ACM/SIGEVO Summit on Genetic and Evolutionary Computation. Shanghai, China: ACM, 2009. 105–111
- 113 Dupuis J F, Fan Z. Evolved finite state controller for hybrid system in reduced search space. In: Proceedings of the 2009 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. Singapore: IEEE, 2009. 833–838
- 114 Dupuis J F, Fan Z. Comparing an evolved finite state controller for hybrid system to a lookahead design. In: Proceedings of the 2010 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Barcelona, Spain: IEEE, 2010. 1–6
- 115 Dupuis J F, Fan Z, Goodman E. Evolutionary design of discrete controllers for hybrid mechatronic systems. *International Journal of Systems Science*, 2015, **46**(2): 303–316
- 116 Yin H B, Huang S S, He M C, Li J F. A unified design for lightweight robotic arms based on unified description of structure and drive trains. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2017, **14**(4): 1–14
- 117 Jamwal P K, Hussain S, Xie S Q. Three-stage design analysis and multicriteria optimization of a parallel ankle rehabilitation robot using genetic algorithm. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2015, **12**(4): 1433–1446
- 118 Wang H D, Doherty J, Jin Y C. Hierarchical surrogate-assisted evolutionary multi-scenario airfoil shape optimization. In: Proceedings of the 2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Rio de Janeiro, Brazil: IEEE, 2018. 1–8
- 119 Tarkian M. Design Automation for Multidisciplinary Optimization: A High Level CAD Template Approach [Ph. D. dissertation], Linkoping University, Sweden, 2012
- 120 Lipson H, Pollack J B. Automatic design and manufacture of robotic lifeforms. *Nature*, 2000, **406**(6799): 974–978
- 121 Hiller J, Lipson H. Automatic design and manufacture of soft robots. *IEEE Transactions on Robotics*, 2012, **28**(2): 457–466
- 122 Xiao Y, Fan Z, Li W J, Chen S, Zhao L, Xie H H. A manipulator design optimization based on constrained multi-objective evolutionary algorithms. In: Proceedings of the 2016 International Conference on Industrial Informatics-Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration (ICICIT). Wuhan, China: IEEE, 2016. 199–205
- 123 Xu G Y, Ding H F, Feng Z M. Optimal design of hydraulic excavator shovel attachment based on multiobjective evolutionary algorithm. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2019, **24**(2): 808–819
- 124 Hsiao J C, Shivam K, Chou C L, Kam T Y. Shape design optimization of a robot arm using a surrogate-based evolutionary approach. *Applied Sciences*, 2020, **10**(7): 2223
- 125 Datta R, Deb K. Multi-objective design and analysis of robot

- gripper configurations using an evolutionary-classical approach. In: Proceedings of the 13th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. Dublin, Ireland: ACM, 2011. 1843-1850
- 126 Datta R, Pradhan S, Bhattacharya B. Analysis and design optimization of a robotic gripper using multiobjective genetic algorithm. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, **46**(1): 16-26
- 127 Pettersson M, Olvander J. Drive train optimization for industrial robots. *IEEE Transactions on Robotics*, 2009, **25**(6): 1419-1424
- 128 Rezazadeh S, Hurst J W. On the optimal selection of motors and transmissions for electromechanical and robotic systems. In: Proceedings of the 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Chicago, USA: IEEE, 2014. 4605-4611
- 129 West C, Montazeri A, Monk S D, Taylor C J. A genetic algorithm approach for parameter optimization of a 7DOF robotic manipulator. In: Proceedings of the 8th IFAC Conference on Manufacturing Modelling, Management and Control MIM 2016. Troyes, France: IFAC, 2016. 1261-1266
- 130 Hassan A, Abomoharam M. Modeling and design optimization of a robot gripper mechanism. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2017, **46**: 94-103
- 131 Fan Z, Li W J, Cai X Y, Li H, Wei C M, Zhang Q F, et al. Push and pull search for solving constrained multi-objective optimization problems. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2019, **44**: 665-679
- 132 Sharma R, Rana K P S, Kumar V. Performance analysis of fractional order fuzzy PID controllers applied to a robotic manipulator. *Expert Systems with Applications*, 2014, **41**(9): 4274-4289
- 133 Ali R S, Aldair A A, Almousawi A K. Design an optimal PID controller using artificial bee colony and genetic algorithm for autonomous mobile robot. *International Journal of Computer Applications*, 2014, **100**(16): 8-16
- 134 Taherkhorsandi M, Mahmoodabadi M J, Talebipour M, Castillo-Villar K K. Pareto design of an adaptive robust hybrid of PID and sliding control for a biped robot via genetic algorithm optimization. *Nonlinear Dynamics*, 2015, **79**(1): 251-263
- 135 Son N N, Van Kien C, Anh H P H. A novel adaptive feed-forward-PID controller of a SCARA parallel robot using pneumatic artificial muscle actuator based on neural network and modified differential evolution algorithm. *Robotics and Autonomous Systems*, 2017, **96**: 65-80
- 136 Hai X S, Wang Z L, Feng Q, Ren Y, Xu B H, Cui J J, et al. Mobile robot ADRC with an automatic parameter tuning mechanism via modified pigeon-inspired optimization. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2019, **24**(6): 2616-2626
- 137 Florez C A C, Rosario J M, Amaya D. Control structure for a car-like robot using artificial neural networks and genetic algorithms. *Neural Computing and Applications*, 2020, **32**(20): 15771-15784
- 138 Delavari H, Lanusse P, Sabatier J. Fractional order controller design for a flexible link manipulator robot. *Asian Journal of Control*, 2013, **15**(3): 783-795
- 139 Chin C S, Lin W P. Robust genetic algorithm and fuzzy inference mechanism embedded in a sliding-mode controller for an uncertain underwater robot. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2018, **23**(2): 655-666
- 140 Feng H, Yin C B, Weng W W, Ma W, Zhou J J, Jia W H, et al. Robotic excavator trajectory control using an improved GA based PID controller. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, **105**: 153-168
- 141 Tuvayanond W, Parnichkun M. Position control of a pneumatic surgical robot using PSO based 2-DOF  $H_\infty$  loop shaping structured controller. *Mechatronics*, 2017, **43**: 40-55
- 142 Cheney N, Bongard J, SunSpiral V, Lipson H. Scalable co-optimization of morphology and control in embodied machines. *Journal of the Royal Society Interface*, 2018, **15**(143): 20170937
- 143 Endo K, Maeno T, Kitano H. Co-evolution of morphology and walking pattern of biped humanoid robot using evolutionary computation-evolutionary designing method and its evaluation. In: Proceedings of the 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Las Vegas, USA: IEEE, 2003. 340-345
- 144 Marbach D, Ijspeert A J. Co-evolution of configuration and control for homogenous modular robots. In: Proceedings of the 8th Conference on Intelligent Autonomous Systems (IASS). Amsterdam, Holland: IOS Press, 2004. 712-719.
- 145 Villarreal-Cervantes M G, Cruz-Villar C A, Alvarez-Gallegos J. Synergetic structure-control design via a hybrid gradient-evolutionary algorithm. *Optimization and Engineering*, 2015, **16**(3): 511-539
- 146 Valdez S I, Botello-Aceves S, Becerra H M, Hernandez E E. Comparison between a concurrent and a sequential optimization methodology for serial manipulators using metaheuristics. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, **14**(7): 3155-3165
- 147 Prabhu S G R, Seals R C, Kyberd P J, Wetherall J C. A survey on evolutionary-aided design in robotics. *Robotica*, 2018, **36**(12): 1804-1821
- 148 Deb K. Constrained multi-objective evolutionary algorithm. *Evolutionary and Swarm Intelligence Algorithms*. Cham: Springer, 2019. 85-118
- 149 Yang Y K, Liu J C, Tan S B, Wang H H. A multi-objective differential evolutionary algorithm for constrained multi-objective optimization problems with low feasible ratio. *Applied Soft Computing*, 2019, **80**: 42-56
- 150 Han Z H, Liu F, Xu C Z, Zhang K S, Zhang Q F. Efficient multi-objective evolutionary algorithm for constrained global optimization of expensive functions. In: Proceedings of the 2019 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Wellington, New Zealand: IEEE, 2019. 2026-2033
- 151 Yu M Y, Li X, Liang J. A dynamic surrogate-assisted evolutionary algorithm framework for expensive structural optimization. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2020, **61**(2): 711-729
- 152 Sun Y N, Yen G G, Yi Z. Evolving unsupervised deep neural networks for learning meaningful representations. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2019, **23**(1): 89-103
- 153 Miikkulainen R, Liang J, Meyerson E, Rawal A, Fink D, Francon O, et al. Evolving deep neural networks. *Artificial Intelligence in the Age of Neural Networks and Brain Computing*. Amsterdam: Elsevier, 2019. 293-312
- 154 Ibrahim A O, Shamsuddin S M, Abraham A, Qasem S N. Adaptive memetic method of multi-objective genetic evolutionary algorithm for backpropagation neural network. *Neural Computing and Applications*, 2019, **31**(9): 4945-4962
- 155 Laredo D, Chen Z Y, Schutze O, Sun J Q. A neural network-evolutionary computational framework for remaining useful life estimation of mechanical systems. *Neural Networks*, 2019, **116**: 178-187
- 156 Barros R C, Basgalupp M P, de Carvalho A C P L F, Freitas A A. A survey of evolutionary algorithms for decision-tree induction. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 2012, **42**(3): 291-312
- 157 Takenouchi H, Tokumaru M. Kansei retrieval agent model with fuzzy reasoning. *International Journal of Fuzzy Systems*, 2017, **19**(6): 1803-1811
- 158 Jia Y H, Chen W N, Yuan H Q, Gu T L, Zhang H X, Gao Y, et al. An intelligent cloud workflow scheduling system with time estimation and adaptive ant colony optimization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021,

- 51(1): 634–649
- 159 Chen Z G, Zhan Z H, Lin Y, Gong J Y, Gu T L, Zhao F, et al. Multiobjective cloud workflow scheduling: A multiple populations ant colony system approach. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, **49**(8): 2912–2926
- 160 Wang Y, Ru Z Y, Wang K Z, Huang P Q. Joint deployment and task scheduling optimization for large-scale mobile users in multi-UAV-enabled mobile edge computing. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2020, **50**(9): 3984–3997
- 161 Wang Z J, Zhan Z H, Yu W J, Lin Y, Zhang J, Gu T L, et al. Dynamic group learning distributed particle swarm optimization for large-scale optimization and its application in cloud workflow scheduling. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2020, **50**(6): 2715–2729
- 162 Larson P A, Blanas S, Diaconu C, Freedman C, Patel J M, Zwilling M. High-performance concurrency control mechanisms for main-memory databases. arXiv preprint arXiv: 1201.0228, 2011
- 163 Ye X, Liu S H, Yin Y L, Jin Y C. User-oriented many-objective cloud workflow scheduling based on an improved knee point driven evolutionary algorithm. *Knowledge-Based Systems*, 2017, **135**: 113–124
- 164 Cheng R, Jin Y C, Olhofer M, Sendhoff B. A reference vector guided evolutionary algorithm for many-objective optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2016, **20**(5): 773–791
- 165 Li K, Chen R Z, Fu G T, Yao X. Two-archive evolutionary algorithm for constrained multiobjective optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2019, **23**(2): 303–315
- 166 Zhang Z X, He C, Ye J, Xu J B, Pan L Q. Switching ripple suppressor design of the grid-connected inverters: A perspective of many-objective optimization with constraints handling. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2019, **44**: 293–303
- 167 Wang C, Xu R. An angle based evolutionary algorithm with infeasibility information for constrained many-objective optimization. *Applied Soft Computing*, 2020, **86**: 105911
- 168 Shang C, Huang X L, You F Q. Data-driven robust optimization based on kernel learning. *Computers & Chemical Engineering*, 2017, **106**: 464–479
- 169 Bertsimas D, Gupta V, Kallus N. Data-driven robust optimization. *Mathematical Programming*, 2018, **167**(2): 235–292
- 170 Ning C, You F Q. Optimization under uncertainty in the era of big data and deep learning: When machine learning meets mathematical programming. *Computers & Chemical Engineering*, 2019, **125**: 434–448
- 171 Deb K, Pratap A, Agarwal S, Meyarivan T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, **6**(2): 182–197
- 172 Zhang Q F, Li H. MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2007, **11**(6): 712–731
- 173 Liu H L, Gu F Q, Zhang Q F. Decomposition of a multiobjective optimization problem into a number of simple multiobjective subproblems. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2014, **18**(3): 450–455
- 174 Chen J, Li J, Xin B. DMOEA- $\epsilon$ C: Decomposition-based multiobjective evolutionary algorithm with the  $\epsilon$ -constraint framework. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2017, **21**(5): 714–730
- 175 Cai X Y, Li Y X, Fan Z, Zhang Q F. An external archive guided multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition for combinatorial optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2015, **19**(4): 508–523
- 176 Cai X Y, Mei Z W, Fan Z, Zhang Q F. A constrained decomposition approach with grids for evolutionary multiobjective optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2018, **22**(4): 564–577
- 177 Li San-Yi, Wang Yan-Feng, Qiao Jun-Fei, Huang Jin-Hua. A regional local search strategy for NSGA II algorithm. *Acta Automatica Sinica*, 2020, **46**(12): 2617–2627 (栗三一, 王延峰, 乔俊飞, 黄金花. 一种基于区域局部搜索的 NSGA II 算法. *自动化学报*, 2020, **46**(12): 2617–2627)
- 178 Cai X Y, Yang Z X, Fan Z, Zhang Q F. Decomposition-based sorting and angle-based-selection for evolutionary multiobjective and many-objective optimization. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2017, **47**(9): 2824–2837
- 179 Chen Mei-Rong, Guo Yi-Nan, Gong Dun-Wei, Yang Zhen. A novel dynamic multi-objective robust evolutionary optimization method. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(11): 2014–2032 (陈美蓉, 郭一楠, 巩敦卫, 杨振. 一类新型动态多目标鲁棒进化优化方法. *自动化学报*, 2017, **43**(11): 2014–2032)
- 180 Ding Jin-Liang, Yang Cui-E, Chen Li-Peng, Chai Tian-You. Dynamic multi-objective optimization algorithm based on reference point prediction. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(2): 313–320 (丁进良, 杨翠娥, 陈立鹏, 柴天佑. 基于参考点预测的动态多目标优化算法. *自动化学报*, 2017, **43**(2): 313–320)
- 181 Deb K. An efficient constraint handling method for genetic algorithms. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2000, **186**(2-4): 311–338
- 182 Fan Z, Li W J, Cai X Y, Huang H, Fang Y, You Y G, et al. An improved epsilon constraint-handling method in MOEA/D for CMOPs with large infeasible regions. *Soft Computing*, 2019, **23**(23): 12491–12510
- 183 Wang Y, Cai Z X, Zhou Y R, Zeng W. An adaptive tradeoff model for constrained evolutionary optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2008, **12**(1): 80–92
- 184 Fan Z, Fang Y, Li W J, Cai X Y, Wei C M, Goodman E. MOEA/D with angle-based constrained dominance principle for constrained multi-objective optimization problems. *Applied Soft Computing*, 2019, **74**: 621–633
- 185 Fan Z, Li W J, Cai X Y, Li H, Wei C M, Zhang Q F, et al. Difficulty adjustable and scalable constrained multiobjective test problem toolkit. *Evolutionary Computation*, 2020, **28**(3): 339–378
- 186 Jin Y C. Surrogate-assisted evolutionary computation: Recent advances and future challenges. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2011, **1**(2): 61–70
- 187 Liu B, Zhang Q F, Gielen G G E. A Gaussian process surrogate model assisted evolutionary algorithm for medium scale expensive optimization problems. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2014, **18**(2): 180–192
- 188 Awad N H, Ali M Z, Mallipeddi R, Suganthan P N. An improved differential evolution algorithm using efficient adapted surrogate model for numerical optimization. *Information Sciences*, 2018, **451-452**: 326–347
- 189 Sun C L, Jin Y C, Cheng R, Ding J L, Zeng J C. Surrogate-assisted cooperative swarm optimization of high-dimensional expensive problems. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2017, **21**(4): 644–660
- 190 Bandaru S, Ng A H C, Deb K. Data mining methods for knowledge discovery in multi-objective optimization: Part A - Survey. *Expert Systems with Applications*, 2017, **70**: 139–159
- 191 Bandaru S, Ng A H C, Deb K. Data mining methods for knowledge discovery in multi-objective optimization: Part B - New developments and applications. *Expert Systems with Applications*, 2017, **70**: 119–138
- 192 Gupta A, Ong Y S, Feng L. Insights on transfer optimization: Because experience is the best teacher. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2018, **2**(1): 51–64
- 193 Zhang J Y, Zhou A M, Zhang G X. A classification and Pareto

domination based multiobjective evolutionary algorithm. In: Proceedings of the 2015 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Sendai, Japan: IEEE, 2015. 2883–2890

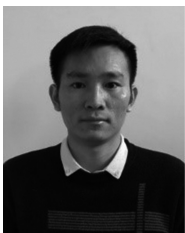
- 194 Zhang X Y, Tian Y, Cheng R, Jin Y C. A decision variable clustering-based evolutionary algorithm for large-scale many-objective optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2018, **22**(1): 97–112
- 195 Wang H D, Jin Y C, Jansen J O. Data-driven surrogate-assisted multiobjective evolutionary optimization of a trauma system. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2016, **20**(6): 939–952
- 196 Lu Z C, Whalen I, Boddeti V, Dhebar Y, Deb K, Goodman E, et al. NSGA-Net: Neural architecture search using multi-objective genetic algorithm. In: Proceedings of the 2019 Genetic and Evolutionary Computation Conference. Prague, Czech: ACM, 2019. 419–427
- 197 Suganuma M, Kobayashi M, Shirakawa S, Nagao T. Evolution of deep convolutional neural networks using Cartesian genetic programming. *Evolutionary Computation*, 2020, **28**(1): 141–163
- 198 Bottou L. Stochastic gradient descent tricks. *Neural Networks: Tricks of the Trade*. Berlin: Springer-Verlag, 2012. 421–436
- 199 Kingma D P, Ba J. Adam: A method for stochastic optimization. arXiv preprint arXiv:1412.6980, 2017
- 200 Liang J, Meyerson E, Miikkulainen R. Evolutionary architecture search for deep multitask networks. In: Proceedings of the 2018 Genetic and Evolutionary Computation Conference. Kyoto, Japan: ACM, 2018. 466–473
- 201 Kelly S, Heywood M I. Emergent solutions to high-dimensional multitask reinforcement learning. *Evolutionary Computation*, 2018, **26**(3): 347–380
- 202 Ma B, Lei G, Liu C C, Zhu J G, Guo Y G. Robust tolerance design optimization of a PM claw pole motor with soft magnetic composite cores. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2018, **54**(3): 8102404



**范 衡** 博士, 汕头大学工学院教授。2004 年获得美国密歇根州立大学博士学位。主要研究方向为机电系统设计自动化, 机器人, 进化计算。

E-mail: zfan@stu.edu.cn

(**FAN Zhun** Ph.D., professor at the College of Engineering, Shantou University, China. He received his Ph. D. degree from electrical engineering, Michigan State University, USA, in 2004. His research interest covers mechatronics design automation, robotics, and evolutionary computation.)



**朱贵杰** 汕头大学工学院博士研究生。主要研究方向为机电系统设计自动化与智能机器人系统。

E-mail: 16gjzhu@stu.edu.cn

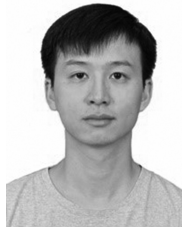
(**ZHU Gui-Jie** Ph.D. candidate at the College of Engineering, Shantou University. His research interest covers mechatronics design automation and intelligent robot system.)



**李文姬** 汕头大学工学院博士研究生。主要研究方向为约束多目标进化计算。

E-mail: wenji\_li@126.com

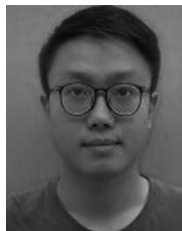
(**LI Wen-Ji** Ph.D. candidate at the College of Engineering, Shantou University. His main research interest is constrained multi-objective evolutionary computation.)



**游煜根** 2019 年获得汕头大学工学院硕士学位。主要研究方向为多目标进化优化, 机器人优化设计与控制。

E-mail: 12ygyou@stu.edu.cn

(**YOU Yu-Gen** He received his master degree from the College of Engineering, Shantou University in 2019. His research interest covers multi-objective evolutionary optimization, optimal design and control of robot.)



**李晓明** 汕头大学工学院硕士研究生。主要研究方向为智能机器人系统优化控制。

E-mail: 19xmli@stu.edu.cn

(**LI Xiao-Ming** Master student at the College of Engineering, Shantou University. His main research interest is optimization control of intelligent robot system.)



**林培涵** 汕头大学工学院硕士研究生。主要研究方向为智能机器人系统的分析与设计。

E-mail: 19phlin@stu.edu.cn

(**LIN Pei-Han** Master student at the College of Engineering, Shantou University. His research interest covers analysis and design of intelligent robot system.)



**辛 斌** 博士, 北京理工大学自动化学院教授。2012 年获得北京理工大学自动化学院博士学位。主要研究方向为计算智能, 多机器人系统。本文通信作者。

E-mail: brucebin@bit.edu.cn

(**XIN Bin** Ph.D., professor at the School of Automation, Beijing Institute of Technology. He received his Ph. D. degree from School of Automation, Beijing Institute of Technology in 2012. His research interest covers computational intelligence and multi-robot system. Corresponding author of this paper.)