

智能优化控制: 概述与展望

辛斌^{1,2} 陈杰^{1,2} 彭志红^{1,2}

摘要 从模糊优化控制、神经网络优化控制、模糊神经网络优化控制、基于智能优化方法的优化控制等角度,对国内外与智能优化控制(Intelligent optimized control, IOC)密切相关的研究进行了综述,在此基础上对智能优化控制的相关概念进行了深入分析,并对智能优化控制方法进行了分类,最后,对与智能优化控制有关的一些重要问题进行了讨论,并展望了智能优化控制研究未来的发展。

关键词 智能控制, 智能优化控制, 智能优化, 复杂系统的优化控制

引用格式 辛斌, 陈杰, 彭志红. 智能优化控制: 概述与展望. 自动化学报, 2013, 39(11): 1831–1848

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.01831

Intelligent Optimized Control: Overview and Prospect

XIN Bin^{1,2} CHEN Jie^{1,2} PENG Zhi-Hong^{1,2}

Abstract A literature review regarding intelligent optimized control (IOC) is provided along the branches including fuzzy optimized control, neural optimized control, fuzzy-neural optimized control, intelligent optimizers based optimized control and so on. Accordingly, concepts which are closely related to IOC are analyzed in depth. Also, a classification of IOC methods is presented. Finally, several important issues about IOC are discussed and the development of IOC in future is predicted.

Key words Intelligent control, intelligent optimized control (IOC), intelligent optimization, optimized control of complex systems

Citation Xin Bin, Chen Jie, Peng Zhi-Hong. Intelligent optimized control: overview and prospect. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(11): 1831–1848

控制科学与技术以瓦特发明蒸汽机的飞球调速器为开端, 历经了以 Nyquist 稳定性判据、Evans 根轨迹法为代表的经典控制和以状态空间法、最优控制、最优滤波为代表的现代控制两个辉煌的发展阶段, 目前正处于智能控制发展时期. 智能控制是一种无需或仅需尽可能少的人为干预就能独立地驱动智能机器实现其对目标的自动控制, 主要用来解决那些传统控制方法难以解决的复杂系统的控制问题^[1-2]. 也有学者认为, 智能控制是一种模拟人类的重要特征的控制方式^[3], 如模糊控制模拟人类的

结构性知识表达和运用能力, 而神经网络控制则模拟生物神经系统的结构以及在此基础上的学习机制, 模拟人类的智能也是智能科学的最高目标. 但是, 对于控制科学研究而言, 拟人只是用于解决复杂控制问题的一种手段, 智能控制绝不仅仅是模拟人类智能, 而是利用各种“智能”方法解决实际问题, 智能并不局限于人类的智能, 自然界中存在的各种形式的智能(例如社会性生物的群体智能)都可以作为智能控制实现的范式. IEEE 控制系统学会给出一种关于智能控制系统的定义——“智能控制系统应具有学习、记忆和大范围的自适应和自组织能力, 能够及时适应不断变化的环境, 能有效处理各种信息, 以减小不确定性, 能以安全可靠的方式进行规划、生产和执行控制动作而达到预定的目标和良好的性能指标”(http://www.ieeecss.org/technical-activities/intelligent-control).

但是, 关于智能控制, 至今尚无公认的、统一的定义^[2], 精确定义智能控制的主要困难在于缺乏人类智能和智能行为的一致定义. 就智能控制的类型而言, 智能控制包括模糊控制、神经网络控制、专家控制、分层递阶控制、学习控制、仿人智能控制以及各种混合型方法. 另外, 很多学者将遗传算法等进化计算方法也纳入智能控制的范畴^[2, 4-7].

收稿日期 2013-07-04 录用日期 2013-08-28

Manuscript received July 4, 2013; accepted August 28, 2013

国家杰出青年科学基金(60925011), 国家自然科学基金重大国际合作项目(61120106010), 国家自然科学基金(61203078), 北京市教育委员会共建项目专项资助

Supported by National Science Fund for Distinguished Young Scholars (60925011), the Major International (Regional) Joint Research Program of China (61120106010), National Natural Science Foundation of China (61203078), and Beijing Education Committee Cooperation Building Foundation Project

庆祝《自动化学报》创刊 50 周年专刊约稿

Invited Articles for the Special Issue for the 50th Anniversary of Acta Automatica Sinica

1. 北京理工大学自动化学院 北京 100081 2. 复杂系统智能控制与决策重点实验室 北京 100081

1. School of Automation, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081 2. Key Laboratory of Intelligent Control and Decision of Complex Systems, Beijing 100081

1967年, Leonde 和 Mendel 首次使用“智能控制”这一概念, 将记忆和目标分解等技术用于学习控制系统以提高系统处理不确定性的能力^[8]. 上世纪70年代, 华裔科学家傅京孙教授将人工智能的推理方法用于机器人控制和学习控制系统, 首次提出发展智能控制这一新兴学科, 并从控制论角度总结了人工智能与自适应、自组织、自学习控制的关系, 将智能控制概括为自动控制 and 人工智能的结合^[9]. 1987年, IEEE 控制系统学会和计算机学会联合召开了智能控制国际学术研讨会, 标志着智能控制作为一门新学科正式登上了国际科学舞台. 智能控制是一门典型的交叉学科, 傅京孙教授提出了智能控制的二元论, 认为智能控制是人工智能与自动控制的交集, Saridis 提出“智能控制 = 人工智能 \cap 控制论 \cap 运筹学”的三元论, 蔡自兴教授在 Saridis 三元论基础上引入信息论, 提出了一种四元论观点^[2]. 经过20多年的发展, 智能控制学科在基础理论方面取得了长足的进步, 其应用领域不断拓展. 但时至今日, 智能控制仍然不成熟, 这在很大程度上归因于关于“智能”的研究本身, 智能科学这一充满挑战性的领域至今尚未取得根本性突破, 仍有大量的关键问题需要探索和研究. 另外, 与传统控制相比, 智能控制的数学基础仍显薄弱, 尽管模糊控制和神经网络控制这两个分支的基础理论已经比较成熟^[10-11], 但其他多数智能控制方法仍然缺乏坚实的数学根基.

智能控制的概念和原理是针对控制对象及其环境、控制目标或任务的复杂性和不确定性而提出来的^[12]. 从瓦特时代的飞球调速器到二战的各种武器平台, 再到现代的各种大型工业系统, 控制对象从简单的部件扩展到大型装置以至复杂系统, 对象的变化不断催生新的控制问题以及新的控制思想和方法. 自控制科学诞生以来, 来自工程实际应用的需求一直是控制科学与技术发展的主要动力. 正如传统控制的发展得益于二战中的军事需求和战后发展航天航空技术的巨大推动作用, 智能控制的产生也反映了现实中的应用课题对控制理论的重要推动作用^[13], 而研究对象日益复杂化正是控制科学向深度发展的一个重要特征^[14]. 尽管智能控制的理论和方法同样适用于倒立摆控制、液位控制、温度控制等经典控制问题, 但其主要研究对象是各种复杂的工业生产过程、城市交通控制系统、大型电网等复杂系统, 这些对象的共同特征是规模庞大、结构复杂、并具有很强的非线性和不确定性, 难以建立精确的数学模型, 这使得传统控制方法不再适用.

从控制科学研究的三个基本要素——“控制对象、约束、要求”来看^[15], 为了实现可行的、保性能的控制, 约束满足和指标优化在实际中是不可回避的问题, 而约束满足问题通常可以转换为优化问题进行处理^[16]. 事实上, 无论在经典控制范畴中还是

智能控制范畴中, 控制问题都与优化有着密切的联系. 美国工程院院士何毓琦教授曾指出: “任何控制与决策问题本质上均可归结为优化问题”^[17]. 在经典控制中, 针对线性系统的最优控制问题本身就是优化问题; 在智能控制中, 神经网络控制采用的各种学习算法也往往是针对神经网络的逼近误差的优化而提出的. 特别地, 在复杂系统控制中, 很多学者经常采用“智能优化控制”的方法来解决其面临的各种实际控制问题^[18-21]. 顾名思义, 智能优化控制同时包含控制与优化, 但什么是智能优化控制至今尚无明确、统一的答案, 优化与控制 in 智能优化控制中的关系也不明确. 如何有效地将优化和控制方法结合起来实现复杂系统的有效控制是智能控制研究中的一个核心问题.

本文在对与智能优化控制有关的国内外研究进行综述的基础上, 分析了智能优化控制的概念及其不同的实现方式, 并对智能优化控制中优化与控制的关系进行了分类, 最后, 对智能优化控制研究进行了展望. 笔者在撰写本文的过程中尝试尽量全面地涵盖与智能优化控制这一主题密切相关的研究, 但是从文献调研结果来看, 单用 SCI-Expanded 数据库找到的文献就有将近800篇 (检索词采用“Intelligent control” + “Optimization”), 因此, 本文对国内外研究的综述主要集中在引用率较高的文献和近三年发表的文献上. 表1列出了本文中频繁用到的缩写词及其解释.

1 研究现状

由于目前学术界对智能优化控制没有统一的定义, 所以本文先按照“既涉及智能控制又涉及优化方法”的原则对国内外相关文献进行论述和分析. 在此基础上, 第2节给出智能优化控制的定义, 并区分与之相关的各种概念. 由于智能优化控制是一种智能控制方式, 因此, 下面的内容按照智能控制的典型分类分别展开论述, 其中, 包括模糊优化控制、神经网络优化控制、模糊神经网络优化控制、单纯依靠优化方法的智能优化控制 (不采用其他智能控制方法) 以及其他智能优化控制类型.

1.1 模糊优化控制

模糊逻辑对人类决策的近似推理特征进行了抽象, 可视为基于规则的专家系统的一种泛化^[7]. 模糊化 (Fuzzification)、模糊推理 (Fuzzy inference) 和去模糊化 (Defuzzification) 构成了模糊控制的一般流程. 对模糊控制进行优化构成模糊优化控制. 如果系统中既采用了模糊控制又涉及优化, 但优化不针对模糊控制, 则将相应的方法归入其他智能优化控制中. 用于优化模糊控制的最常见方法是 GA, Linkens 和 Nyongesa 在一篇关于智能控制的综述

表 1 缩写词的解释
Table 1 Interpretation of acronyms

缩写词	英文全称	中文含义
ACO	Ant colony optimization	蚁群优化
BFO	Bacterial foraging optimization	细菌群集优化
BPNN	Back-propagation neural network	误差反向传播的神经网络
DE	Differential evolution	差分进化
DP	Dynamic programming	动态规划
EA	Evolutionary algorithm	进化算法
EKF	Extended Kalman filter	扩展卡尔曼滤波
GA	Genetic algorithm	遗传算法
GP	Genetic programming	进化规划
MA	Memetic algorithm	文化基因算法
PID	Proportional-integral-derivative (controller)	比例 - 积分 - 微分 (控制器)
PSO	Particle swarm optimization	粒子群优化
RBFNN	Radial basis function neural network	径向基神经网络
RNN	Recurrent neural network	递归神经网络
SA	Simulated annealing	模拟退火
SVM	Support vector machine	支持向量机

中指出, GA 用于模糊控制器的优化设计时, 包含三种基本类型: 优化隶属度函数 (语言规则固定)、确定最佳的规则集 (隶属度函数不变)、同时优化规则和隶属度函数. 相比之下, 传统的模糊系统则需要设计者确定规则的数量和隶属度函数.

莫巨华等针对单产品装配线的生产控制, 应用模糊控制技术构造拉式策略, 并采用 GA 以最小化在制品水平和投放波动为目标来优化模糊控制器的输入上限^[22]. 田毅等采用模糊控制改进混合动力电动汽车 (Hybrid electric vehicle, HEV) 的燃油经济性和排放性, 以混合动力汽车的燃油经济性和排放性为优化目标, 采用 GA 优化模糊控制器的隶属度函数^[23]. 何金保等提出在线和离线遗传优化的张力模糊控制方法, 针对张力系统实时性的要求保证了控制系统的可靠性, 其中, 离线部分采用 GA 优化输入输出量的隶属度函数供在线调用, 在线部分采用一种超代遗传算法优化输入量化因子和输出比例因子^[24]. 段萍等采用模糊控制器实现移动机器人的墙跟踪控制, 并采用 GA 优化模糊控制器的隶属度函数参数^[25]. 胡跃明等采用 GA 优化 P-F-PI (比例-模糊-比例积分) 控制器, 用于控制机器人手臂定位系统, GA 优化三个控制器的切换参数以及模糊控制器的修正系数^[26].

Pal 等采用 GA 分三个阶段实现模糊控制器规则的自动生成, 第一阶段在设定点附近选择规则, 第二阶段以第一阶段的规则为起点扩展其操作范围到整个输入空间, 直至产生一个规则基能够使系统从几乎所有初始输入空间进入设定点, 第三阶段精

炼规则基, 减少规则基中的规则数^[27]. Martínez 等用 Type-2 模糊系统建立自治移动机器人的轨迹跟踪控制器, 并用 GA 优化轨迹跟踪的常数和隶属度函数的参数^[28]. Cheng 等设计了一种模糊控制器来同时解决异步转移模式 (Asynchronous transfer mode, ATM) 网络的拥塞控制和呼叫接入控制, 其中, 采用聚类方法从解析数据中提取传统控制方法的知识, 然后, 利用这些知识指导 GA 优化隶属度函数和模糊控制规则的参数^[29]. Alcalá 等采用模糊控制器实现空调系统的控制, 以能量性能和室内舒适度为设计指标, 采用 GA 优化选取模糊规则及其权重^[30]. Chang 等将连续时间模糊模型的控制器的离散时间形式, 从而实现连续时间非线性系统的数字控制, 进一步将数字重设计问题转换成等价的优化问题, 然后采用 GA 进行求解^[31]. Castillo 等采用层次化 GA 优化模糊系统的规则数量和隶属度函数^[32]. Montazeri-Gh 等采用模糊控制方法设计航空燃气涡轮发动机, 其中, 采用多目标 GA 优化模糊控制器的参数^[33]. Kharrati 等提出三种混合方法用于模糊控制器的规则和隶属度函数生成和优化, 第一种方法采用两阶段优化, 第一阶段用 GA 优化模糊变量的数量和组织方式, 第二阶段用 EKF 优化隶属度函数的参数; 第二种方法通过修改 GA 的染色体结构一步实现两阶段优化, 然后, 用局部搜索方法改进结果; 第三种方法除了对模糊变量和隶属度函数的参数进行优化外, 还优化模糊规则的数量, Kharrati 等将三种方法用于汽车恒速控制, 仿真结

果表明第三种方法具有更好的性能^[34]。

很多学者还尝试采用其他优化算法实现模糊控制器的优化。Bezine 等采用模糊控制器实现机械臂的运动控制, 其中, 采用 DP 自动生成模糊规则基, 然后, 采用布尔方法和解耦方法对规则基进行缩减, 从而减小模糊控制器的规模^[35]。Jain 等提出一种自调节模糊控制器, 其中, 采用 SA 在线优化隶属度函数和模糊规则^[36]。丁永生等将基于 DNA 的进化算法 (DNA-EA) 应用于 TS 模糊控制器的设计, DNA-EA 自动获取模糊规则, 同时优化模糊规则前项和后项的设计参数^[37]。Tsakonas 采用递归最小二乘法和反传梯度下降法作为局部搜索方法, 并将其与经典的进化算法 GP 结合, 构造了一种 Memetic GP (文化基因型 GP), 并用这种算法优化 Takagi-Sugeno 模糊系统的参数和隶属度函数, GP 在全局空间执行搜索优化, 递归最小二乘法优化模糊规则的后件, 反传算法优化模糊规则前件中的隶属度函数^[38]。Chen 等采用一种加速因子协调 PSO 实现伺服电机的模糊控制器的参数优化设计^[39]。

郝万君等针对一般模糊控制器存在稳态性能与动态性能之间的矛盾, 提出一种参数自整定模糊控制器, 其中, 采用一种改进的自适应 PSO 优化模糊控制器的参数^[40]。Castillo 等采用包含 GA、ACO、PSO 的多种生物启发的算法, 优化模糊逻辑控制器的隶属度函数的参数来实现自治轮式移动机器人的控制, 并对不同算法进行了比较^[41]。Khooban 等针对结构化和非结构化不确定性非线性系统的最优控制, 设计了一种模糊滑模控制器, 并采用 PSO 优化控制器参数^[42]。Pan 等设计了一种分数阶模糊控制策略来抑制分数阶金融系统中由混沌现象引起的不稳定, 其中, 采用具有重组能力的 PSO 优化模糊控制策略的参数^[43]。Jiang 等采用 TS 模糊建模方法和混沌 PSO 构造了一种预测控制器, 其中, 混沌 PSO 用于求解非线性约束优化问题^[44]。Lu 等采用模糊建模与控制方法来逼近和控制一种固化过程, 其中, 采用 PSO 解决设计和控制的同时优化问题^[45]。Feng 等采用模糊控制方法调节机器人避障和快速地向期望的目标逼近, 其中采用 PSO 生成模糊规则^[46]。

1.2 神经网络优化控制

神经网络控制 (Neural network control, Neurocontrol) 的重要优点在于可以适应较差建模的非线性动态系统, 它的基本思想是将控制系统视为对象状态与激励命令之间的映射, 而神经网络的学习机制则被视为对这种映射进行修改以改进控制系统性能的方法。神经网络和模糊逻辑一样, 都是不依赖于模型的函数逼近器。神经网络的学习算法实质上

对应于网络连接权值的一种优化过程, 因此神经网络控制本身就是一种优化控制方法, 这里不对采用误差反传学习等传统学习算法的各种神经网络控制展开论述, 涉及神经网络的学习算法时只介绍不同于传统方法的研究。

不考虑控制应用, 单就神经网络的训练方法而言, 采用各种 EA 实现神经网络的参数、结构甚至学习规则的优化的研究在计算智能领域内被称为进化人工神经网络 (Evolutionary artificial neural network) 研究^[47]。与模糊优化控制相似, 在神经网络优化控制中, GA 也是最常用的优化方法之一。Linkens 等对 GA 在神经网络控制中的作用进行了总结: “GA 可以用于结构学习 (网络拓扑), 包括层数、每层的处理单元数、处理单元之间的连接性等^[7]。”事实上, 采用优化方法对神经网络的各种设计要素进行调节可以在很大程度上降低对人类干预的依赖。例如, 传统神经网络需要设计者确定神经元和层的数量、学习律的类型、传递函数、学习速率、网络参数等, 而优化方法可以在预定指标的引导下自动确定这些设计要素。

李敏远等采用复合神经网络自适应控制方法进行温度控制, 以适应对象参数和环境的变化, 采用 GA 训练多层前向神经网络的权系数^[48]。Reil 等采用进化 RNN 实现双足机器人在模拟行星表面上的稳定直线行走控制, 其中, 采用 RNN 作为控制器, 进化算法优化 RNN 的参数^[49]。Hung 等将 GA 与基于梯度下降策略的反传算法相结合, 利用 GA 定位最优区域, 反传算法在区域内进一步对权重做出优化调整^[50]。

宋莹等针对非线性系统的控制问题, 以神经网络作为预测模型, 混沌优化算法作为滚动优化策略, 避免了非线性预测控制中复杂的梯度计算和矩阵求逆问题, 并在训练神经网络过程中采用了带混沌机制的自适应学习率的反传算法^[51]。Becerikli 等采用动态神经网络 (Dynamic neural network, DNN) 解决动态系统的最优控制问题, 将问题归结为具有动态等式约束的非线性优化问题, 并采用 Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) 算法更新 DNN 的权重^[52]。Kosmatopoulos 等针对大规模非线性控制系统的参数精调问题, 利用神经网络逼近系统总体性能与控制器参数、外部输入之间的函数关系, 并采用梯度下降与候选扰动的切换策略实现神经网络权重的优化调节^[53]。

1.3 模糊神经网络优化控制

神经网络的整体结构往往不能以人类可理解的概念来合理解释, 这一点不像基于规则的方法。而模糊逻辑控制中获取模糊控制规则通常是非常耗时和

困难的,对专家的依赖程度较高,维数灾问题较为严重.模糊神经网络有机结合了神经网络和模糊逻辑,分别在处理非结构化信息和结构化知识方面的优点,因此,受到了广泛的关注.文献[53]论述了模糊神经网络控制中神经网络和模糊逻辑之间的各种组合形式.

李祥飞等将模糊控制与神经网络串联构成一种模糊神经网络控制器,并采用基于SA的混沌优化算法优化控制器参数^[55].都延丽等采用一种改进的PSO实现模糊神经网络自适应控制器的参数优化^[56].Becerikli等采用动态模糊神经网络实现非线性系统的最优控制,其中,采用BFGS算法优化网络的权值^[57].Rajapakse等采用模糊神经网络实现过程对象的控制,其中,采用进化学习方法实现模糊控制器的初始学习和实时调整,初始学习阶段对过程对象的神经网络模型进行辨识,神经网络模型用来评价模糊控制器,并用GA优化模糊控制器的参数^[58].Liao等采用模糊神经网络实现再热炉的温度解耦控制,其中,利用一种RNN估计区域温度,并用模糊神经网络控制区域温度,模糊神经网络的结构由模糊C均值聚类方法确定,其权值由一种混合PSO(Hybrid particle swarm optimization, HPSO)进行优化调节,HPSO还用于确定最佳的区域温度设置^[59].

孙强等针对双凸极永磁电机的控制,采用一种自适应模糊神经网络建立电机的模型,并利用改进的递推最小二乘法修改网络参数,同时采用GA对遗忘因子和学习率进行优化^[60].Uddin等采用模糊神经网络实现永磁同步电机的精确速度控制,在建立综合反映最小速度偏差、最小稳定时间、零稳态误差的性能指标的基础上,采用GA在线优化不同工况下控制器的参数^[61].Lin等采用递归模糊神经网络实现感应发电机的无传感器控制,其中,采用修改的PSO调节神经网络反传过程的学习率^[62].Ayoubi等采用模糊神经网络控制器调节高风速下大型风力涡轮机的转子速度,其中,采用PSO对控制器进行离线训练^[63].Lee等采用模糊神经网络控制器实现车辆防抱死系统的控制,其中,采用神经网络优化车轮滑转量来最大化路面附着系数,模糊逻辑部分以神经网络得到的最优滑转量为输入计算制动扭矩,使实际滑转量跟踪最优的滑转量以最小化停车距离,GA对模糊规则进行优化调节^[64].Chen等针对桥式吊车的防摇控制问题,采用3个模糊神经网络分别处理定位系统、吊索系统和防摇摆系统的不确定性,并采用PSO优化控制器的参数使系统具有好的动态性能^[65].林叶锦等采用模糊神经网络设计船舶控制器,以适应船舶在时变和不确定环境下的控制性能要求,该方法在传统的RBFNN中增

加一个模糊隐层,并采用GA对控制器参数进行优化^[66].

Chen等提出一种包含自探索过程的模糊神经网络控制器,其中,构建了一个动作探索器(Action explorer, AE)和一个规则生成器(Rule generator, RG),AE通过三阶段自探索过程来探索新的动作,并通过多目标GA来实现,RG基于数值方法将控制动作转换成模糊规则,其方法应用于机器人的路径规划仿真^[67].Singh等采用模糊神经网络控制抑制电力系统中的低频振荡,其中,采用PSO优化控制器中模糊逻辑部分的参数^[68].Mishra等采用模糊RBFNN来减小电力系统的模态振荡,改善系统的暂态性能,其中,采用GA优化TS模糊规则中的系数和辅助信号生成过程的系数^[69].邝先验等针对公交优先交通信号控制问题,建立了一种变论域模糊神经网络控制器,并利用PSO优化网络的连接权值^[70].

1.4 单纯依靠优化方法的智能优化控制

单纯依靠优化方法实现的最典型智能优化控制是利用优化方法对PID控制器的参数进行优化调节.武星等采用基于精英导向机制的多目标遗传算法优化自动导引车伺服系统的PID控制器参数^[71].杨智等采用改进的PSO实现PID控制器的参数整定,以误差绝对值乘以时间积分的性能指标(Integral of time-weighted absolute value of the error, ITAE)作为最小化的目标,对PID控制器参数进行优化,并将其方法应用到5种不同的工业过程,验证了算法的有效性^[72].李中华等提出一种采用精英学习机制的人工免疫网络算法,其中,精英学习机制主要借鉴了PSO的社会学习思想,所提出的混合算法用于解决PID控制器的设计^[73].Mukherjee等采用PID控制器来实现自动电压调节器系统的控制,其中,采用一种改进的PSO来优化调节PID控制器的增益^[74].孟安波等采用了自适应变参数PID调速器实现不同工况下的大型机组水轮发电控制,并利用GA对PID调速器的三个参数进行优化^[75].Lacca等提出一种三阶段优化的MA用于调节PID控制器的参数来实现移动机器人的实时路径跟随^[76].Das等用分数阶PID控制器实现主从配置系统的混沌同步,其中,采用BFO优化控制器的参数^[77].Ristanović等为采用永磁直流电机的机翼控制系统设计了多种智能控制器,其中,包括GA优化的PID控制器、GA优化的模糊PID控制器和GA优化的非线性PID控制器^[78].Priya等设计了一种用PSO优化调节的PI控制器来实现球形水箱液面的高度控制^[79].Reynoso-Meza等采用多目标EA设计控制器,并在PID控制器的设计和状态反馈控

制器的设计中进行了验证^[80]. Krohling 等采用 GA 设计最优扰动抑制 PID 控制器, 首先, 描述了 H_∞ 范数形式的扰动抑制条件, 然后, 将问题归结为约束优化问题, 并采用 GA 求解最优的控制器参数^[81].

优化方法在其他类型的控制器优化设计中也得到了广泛应用.

1) 一般的固定结构控制器的参数优化

Cheng 等采用梯度优化方法和基于模糊逻辑的搜索步长调节方法优化数字式永磁同步电机的伺服驱动系统的控制器参数 (结构给定), 其模糊逻辑方法的使用不同于模糊优化控制, 只是优化过程的辅助手段^[82]. Huang 为配有 3 个独立驱动全向轮的移动机器人设计了运动控制器, 其中, 采用 ACO 优化控制器参数, 较好地实现了机器人的轨迹跟踪和镇定^[83].

2) 预测控制器的优化

董娜等采用混沌初始化的 PSO 解决模型预测控制中带有输入约束和状态约束的控制问题, 该方法展现出明显优于二次规划的性能^[84]. 杨建军等提出一种基于双模控制策略的非线性模型预测控制方法, 其中, 采用 GA 在线求解控制序列^[85]. 朱腾等将酸碱中和反应 pH 值的非线性预测控制问题归结为具有边界约束的非线性优化问题, 采用 DE 对该优化问题进行搜索求解, 并利用滴定曲线模型指导优化过程搜索的初始化空间^[86]. 童朝南等针对实际连铸过程中结晶器液位控制必须满足多种约束的问题, 将一种基于 GA 的约束广义预测控制方法 (Genetic-algorithm-based constrained generalized predictive control, GCGPC) 应用于结晶器液位控制, 其中, GA 用于求解非线性约束优化问题, GA 优化的控制变量构成滚动优化策略^[87].

3) 滑模控制器的优化

林壮等针对二自由度水平欠驱动机械臂系统, 提出一种基于等效控制理论和李雅普诺夫反馈函数法的分层滑模变结构控制方法, 其中, 采用 GA 优化滑模面参数和切换参数来解决系统趋近稳态时的抖振和误差问题^[88]. 张袅娜等利用混沌 GA 优化柔性机械手终端滑模控制器的设计参数, 使零动态子系统在平衡点附近渐近稳定, 从而保证整个系统的渐近稳定^[89].

4) 自适应控制器的优化

Lavu 等采用模型参考自适应控制和极点配置方法, 实现对离子聚合物金属复合材料的跟踪控制, 其中, 综合考虑最大过冲、稳定时间、能量消耗和跟踪误差建立了指标函数, 并采用 GA 对增益矩阵的参数进行优化^[90]. 刘一武等针对空间密集模态结构的振幅最优自适应跟踪控制, 结合改进的 GA 与 SA 来优化控制器参数, 为可控性差的空间密集模态结

构得到一种最优控制方案^[91].

5) 鲁棒控制器的优化

Marrison 等在鲁棒控制系统设计中, 采用 GA 对随机鲁棒代价函数进行优化, 生成具有较好稳定性和鲁棒性的控制律^[92]. Wang 等针对非线性系统的随机鲁棒控制综合问题, 通过 GA 搜索控制器参数空间来最小化代价, 从而实现稳定性和性能鲁棒性之间的权衡^[93]. Lewin 等将分布式多输入多输出控制系统的自动综合问题归结为非线性约束优化问题, 建立了鲁棒性能目标函数, 并采用 GA 实现了问题的优化求解^[94]. Campos-Delgado 等针对范数约束下的多输入多输出 H_∞ 和 H_2 控制器设计问题, 将 H_∞ 和 H_2 强镇定问题转换成非线性无约束优化问题, 然后, 采用两阶段数值搜索方法进行求解, 先用 GA 进行全局搜索, 然后, 用拟牛顿法做进一步改进^[95]. Kim 等采用 PSO 解决包含多个 H_∞ 范数约束的鲁棒 PID 控制器的设计问题, 进一步采用 PSO 解决包含多个 H_∞ 范数约束的固定结构鲁棒控制器的设计问题^[96-97]. Wang 等采用基于水平比较方法的 DE 解决固定结构鲁棒控制器的设计问题^[98].

Hansen 等针对燃气轮机燃烧器的热声不稳定性建立了一种基于模型的 H_∞ 控制器, 并采用协方差矩阵自适应进化策略 (Covariance matrix adaptation evolution strategy, CMA-ES) 对控制器进行在线优化^[99]. 臧怀泉等针对电动助力转向系统 (Electric power steering, EPS) 中存在的模型不确定性和路面干扰问题, 提出了基于 GA 的鲁棒控制方法, 首先, 将问题归结为表征系统抑制干扰、抑制控制信号输入过大、系统鲁棒稳定性的三个函数的系数选取问题, 然后, 采用 GA 优化三个表征函数的系数^[100]. Ho 等采用正交 SA 算法和正交 GA 解决混合 H_2/H_∞ 最优结构化控制器的设计问题, 并用 F18/HARV 战斗机的多输入多输出 PID 控制器设计进行了验证^[101-102]. Wai 等采用全程滑模控制解决磁悬浮交通系统中的在线悬浮和牵引控制问题, 其中, 采用 PSO 减弱抖振现象和保持较好的鲁棒控制特性^[103].

优化方法在控制系统优化中的应用不限于上述典型控制器的优化设计. 么健石等针对二级倒立摆的开环优化控制, 采用一种混合 GA 求取最优摆起控制序列, 通过编码操作解决控制力矩受限问题, 实现力矩受限时, 圆轨二级倒立摆非线性系统的摆起控制^[104]. 柯文德等利用了 GA 求解机器人前向倒地最优控制的一组参数逼近解, 使其触地瞬间的角动量尽可能最小, 从而使得机器人触地时的地面冲击较小, 并体现出较好的触地位置与倒地稳定性^[105]. 李艳君等提出一种基于多目标 GA 的方法求解经典最优控制理论难以解决的混合动力学系统多目标优

化控制问题^[106]. Cupertino 等针对变负载电力驱动装置的离散时间抗饱和控制器设计问题, 采用 GA 测试比较不同阶数的控制器, 并搜索能够实现加权代价和性能指标最佳权衡的离散抗饱和控制器^[107]. 付培众等以热连轧层流冷却系统的粗调区为研究对象, 采用 GA 以目标卷曲温度和目标冷却速度为控制目标, 解决粗调区集管的开闭控制问题^[108]. 曹志强等针对多移动机器人的队形优化控制任务, 采用 GA 优化多机器人行为合成所需的控制参数^[109]. Sato 等采用 EA 同时优化机器人的结构和控制系统^[110]. Hao 等采用多项式算子方法得到一种稀疏控制器结构, 并利用 GA 对稀疏结构进行优化^[111]. 熊勇等采用旋转曲面变换方法将被优化函数映射到一个同胚曲面上, 然后, 采用 PSO 进行优化求解, 并利用其方法解决非线性系统的最优控制问题^[112]. Alfi 等采用改进的模糊 PSO 实现动态系统的辨识与控制, 其中, 模糊方法用于调节 PSO 的一个关键参数——“惯性权重”^[113]. Al-Saedi 等针对自治微型电网的最优电力控制问题, 提出一种实时自调整方法来改善供电质量, 其中, 采用 PSO 实时调节功率控制策略的参数^[114]. 陈虹等提出一种利用 PSO 进行在线寻优的自适应控制算法来抑制极限环的振荡幅值, 其中, PSO 用于寻找最优控制量, 从而最小化极限环的振荡幅值^[115]. 任子武等将混沌系统的控制与同步问题转化为多维函数优化问题, 将 DE 融入到类电磁机制的优化算法中建立了一种混合型优化算法, 对控制序列 (对应于控制问题) 或反馈矩阵 (对应于同步问题) 进行优化^[116].

优化方法还常用于解决复杂系统控制中涉及的各种资源规划、分配、调度等优化问题, 这些问题与复杂系统的控制有着密切的关系. 白锐等针对烧结法氧化铝生产流程中生料浆配料过程的优化控制问题, 采用 PSO 实现原料的分配优化, 并采用罚函数处理约束^[117]. 王俊年等在锌电解整流供电系统的分级递阶控制中采用多目标 PSO 优化机组的电流分配^[118]. 王建彬等针对风/光互补发电系统电压稳定性差的缺点, 提出一种改进的 GA 用于系统的无功功率优化, 将问题归结为一种带有约束的多极值非线性组合优化问题, 然后, 用所提出的 GA 进行求解, 有效地实现了电压的无功控制^[119]. 卫忠等针对多级库存的协调控制, 采用了对外层库存策略和内层物流分配方案进行双层寻优的方法, 其中, 考虑了满足率、时间、成本等多个优化指标, 并采用多目标 GA 进行求解^[120]. 闻育等建立了城域交通控制实时滚动优化的混合整数规划模型, 并采用 ACO 搜索各路口的最优信号灯相位序列^[121]. Nassif 等针对多区域空调系统的优化控制问题, 采用多目标 GA 优化供气温度、冷水供应温度、区域空气温度等来优

化能量使用和热舒适度^[122]. 桂卫华等针对铜闪速熔炼过程的优化控制, 基于大量工业运行数据和炉况评价模型构建了优化操作模式库, 提出了将模糊 C 均值聚类与混沌伪并行 GA 相结合的匹配算法, 从优化操作模式库中寻找与当前工况相匹配的最优操作模式^[123].

另外, 自适应动态规划 (Adaptive DP) 方法也是解决非线性系统最优控制问题的一类常见优化方法, 其实现方式多样, 限于篇幅这里不作详述, 感兴趣的读者可参考文献 [123].

1.5 其他智能优化控制

本节涉及的智能优化控制方法是指上述 4 类典型方法以外的方法类型, 主要包括对其他智能控制方法的优化和各种混合智能优化控制. 除了神经网络控制和模糊控制外, 智能控制还包括专家控制、学习控制、仿人智能控制、分层递阶控制等^[2], 对这些智能控制方法的优化也是实现智能优化控制的重要方式, 例如李祖枢等采用基于动觉智能图式的仿人智能控制实现双摆机器人摆杆平衡态的任意转换运动控制, 其中, 采用 GA 实现双摆杂技机器人模型的参数辨识与多模态控制器的参数整定与优化^[125].

下面主要介绍混合智能优化控制方法, 按优化方法解决问题的特点将其分为三种基本类型:

1) 采用多种智能控制方法分别处理控制系统中的不同问题, 优化方法只解决系统中的某个子问题.

严爱军等针对竖炉焙烧过程中磁选管回收率难以在线测量, 因而不易实现优化控制的难题, 采用案例推理技术模拟操作员的经验知识进行优化决策, 利用以往的成功案例及炉况诊断结果给出综合生产指标优化的被控变量^[18], 还将该方法与神经网络、专家系统结合实现炉况诊断, 并采用神经网络和专家系统技术预报磁选管回收率, 类似的方法还在文献 [125] 中采用. Yan 等建立了一种采用 RBFNN、模糊控制器和案例推理技术的混合智能优化控制方法实现竖炉焙烧过程的控制^[127]. Zhou 等将基于案例推理的预设控制、基于神经网络的软测量技术和模糊调节方法集成到一个控制模型中, 实现两阶段磨矿过程的最优设定控制^[128].

周金荣等针对尿素生产过程的实时优化控制, 以实现过程区域优化控制为目标, 建立尿素装置的实时专家系统来解决这一复杂过程的优化控制与决策问题, 专家系统的知识由神经网络模型知识、专家经验知识、工况测试知识组成, 并采用 GA 获取并优化部分规则, 作为过程知识的重要来源^[129]. 黄银蓉等针对污水处理中曝气池溶解氧的智能优化控制, 利用最小二乘 SVM 软测量模型预测出水参数值, 并将这些参数作为水质反馈信号, 采用模糊神经网络

动态优化与进水对应的溶解氧设定值,并用神经网络控制系统跟踪优化的溶解氧的设定值^[19].白锐等针对烧结法氧化铝生产中的生料浆配料和调槽过程,通过基于模糊规则的前馈和反馈补偿方法实现配料过程的优化控制,这一过程还结合了基于RBFNN的指标在线预测方法,并采用PSO实现调槽过程的优化控制^[20].

2) 控制中采用了一种智能方法,但优化方法不针对这种智能方法引入参数的调节问题,也不直接用于控制器的优化¹.

章家岩等针对转炉煤气回收过程控制,提出一种提高CO浓度的优化控制方案,其中,采用模糊RBFNN实现在线辨识炉口压差与CO浓度之间的数学模型,并对压差(优化变量)从最小值到最大值执行步进搜索优化(相当于穷举算法)^[130].刘丁等针对回转式空气预热器供风系统的稳态优化控制问题,采用BPNN对供风系统的模型进行辨识,并采用基于解空间网格化的穷举搜索对风压进行优化^[131].万维汉等针对闪速炉的生产控制,建立了闪速炉生产质量的BPNN模型来预测生产工艺指标与加入物料之间的关系,并以能耗作为目标函数,采用梯度法优化物料加入量^[132].Chakraborty等采用模糊神经网络预测单相高频交流微型电网的输出,并采用线性规划和启发式方法建立优化方案,从而以分布发电方式实现再生能源的集成^[133].熊刚等针对溶剂回收控制问题,采用BPNN估计润滑油的闪点值,以此估计值作为反馈量完成汽提塔的闭环控制,通过逐步最优回归算法、变遗忘因子的改进递推最小二乘法、Nelder-Mead单纯形法实现参数辨识^[134].

Potočník等将非线性模型预测控制用于切割过程,其中,采用神经网络实现递归预测,并采用GA优化切割的轨迹^[135].Morimoto等采用基于神经网络的方法控制作物的生理过程来在获得高产量和作物质量,神经网络用于辨识光合作用的净速率与间歇性排水供水之间的关系,并采用GA优化四阶段排水供水的组合方式从而最大化光合作用的净速率^[136].Morimoto等针对水果存储期间的温度控制问题,采用神经网络鉴定温度对水果表面颜色的影响,以颜色变化均值的倒数作为指标,并采用GA对温度点进行优化^[137].孔玲爽等针对烧结法氧化铝生料浆配料过程,采用两级智能优化方法实现配料过程中生料浆质量的优化控制,采用专家分级推理机制解决原料配比优化,并利用GA解决料浆的调配优化^[138].Li等采用无中心的自适应模糊控制实现航天器用大型空间桁架结构的振动控制,其中,采用GA优化传感器和致动器的布局^[139].杨煜普等针对交通信号的自组织控制,采用再励学习方法修正

每个信号灯周期的绿信比,并用GA对信号灯的周期进行修正,有效实现了局部优化与全局优化的统一^[140].杜玉晓等采用神经网络预测铅锌烧结过程的透气状态和烧穿点位置,并采用变步长网格法与GA相结合的方法对状态进行整体优化^[141].徐辰华等提出一种融合聚类搜索粗优化和混沌GA细优化的智能集成优化控制方法,解决铅锌烧结过程的大滞后、多约束问题,其中,用BPNN对数据进行拟合,建立烧结块质量和产量指标的预测模型,并采用聚类搜索粗优化与混沌GA细优化相结合的方法实现烧结过程操作参数的优化^[21].李勇等针对钢铁烧结中混合料粒度分布无法在线测量、难以实现混合制粒过程优化控制的问题,建立了粒度分布的BPNN评估模型,采用PSO计算粒度分布优化值,最后,建立基于BPNN的制粒水分设定模型,根据粒度分布优化值和当前配重实现水分优化控制^[142].

3) 控制中采用了一种智能方法,优化方法直接用于控制器的优化,但不针对智能方法引入参数的调节问题.

李会军等针对具有强非线性、多工作点特性的控制系统,提出一种基于递归BPNN的多步预测控制器,并采用Newton-Raphson算法设计了滚动优化控制策略^[143].Zhang等采用RNN逼近未知的非仿射非线性离散时间系统,并采用自适应DP求解近似最优的控制器^[144].García等设计了一种多目标非线性预测控制器,其中,采用神经网络逼近对象的动态模型,采用多目标GA来求解控制器的多目标优化问题,并采用模糊推理系统来选择最佳的控制方案^[145].Song等结合EA和数据挖掘算法来解决非线性时间序列的动态预测控制问题,其中,数据挖掘算法根据过程数据学习动力学方程,EA用于确定过程的最优控制设置^[146].穆朝絮等提出了一种基于最小二乘SVM建模预测和PSO滚动优化的单步预测控制算法来解决非线性系统的预测控制问题^[147].Flah等在永磁同步电机的控制研究中采用RNN作为速度控制器,采用基于BFO的内模控制方法实现电流控制^[148].

2 智能优化控制的相关概念

从第1节对各种智能优化控制方法的综述中可以看出:智能优化控制的实现形式多样,其应用也几乎是无处不在.但在智能优化控制这个术语中,控制与优化的关系很模糊,文献中的英文术语表示方式也是五花八门,至少出现了Intelligent optimizing control、Intelligent optimization control、Intelligent optimal control三种不同的表达方式.这些术语都涉及了控制和优化两层含义,但通过

¹这里所指的智能方法不包括优化算法,在第3种分类中也是如此.

语法剖析可以发现其中蕴含的关系各不相同. 为了分清优化与控制的关系, 必须确定控制系统中有哪些基本的功能环节, 并确定哪些环节涉及优化问题、适合用优化方法进行处理. 表 2 列出了控制系统中各种常见的基本功能组件.

不同于传感器、执行器等“硬器”的概念, 在表 2 所示的各种“器”的概念中, 除了控制器兼有硬件和算法两层含义外, 其他“器”实际上都是“软器”(算法), 不同的器具有不同功能. 为实现不同的功能定义相应的指标后, 可以通过优化实现以上所有“软器”. 例如, 控制器的设计可以将调整时间最短作为优化目标, 通过频域或时域方法将控制器参数化, 即可在控制器参数空间内进行搜索优化寻求最优控制方案.

从狭义的角度看, 优化方法用于控制器的设计时才是优化控制. 从广义的角度看, 优化方法用于控制系统的设计(包含上述各种“器”的设计)都属于优化控制. 但总的来说, 优化方法一定是用于改进控制系统性能的, 但不局限于改进控制器的性能. 智能优化控制就是对系统的局部或全局性能进行优化的智能控制. 正因如此, 笔者在英文标题中将智能优化控制译为“Intelligent optimized control”, 这样更明确地体现了优化与控制的关系. 事实上, 从前言的综述中不难看出: 优化方法被广泛用于解决控制系统中各种不同层面的问题.

作为一种典型情形, 在复杂系统的优化控制中, 优化与控制往往是按照层次关系紧密结合在一起的, 这一点可以从 Saridis 的分层递阶结构来理解. Saridis 提出的由组织级、协调级、执行级组成的分层递阶智能控制本身就是一种智能优化控制结构, 决策位于高层(组织级), 控制位于底层(执行级), 自上而下精度递增、智能递减^[2]. 组织级主要进行问题求解(包括任务规划、推理、决策等), 分析总任务并

分解下发至协调级. 协调级负责具体实现组织级的规划方案, 并分配给执行级. 执行级又称运行控制级, 直接控制局部过程完成子任务, 采用常规的优化控制(以熵最小作为优化目标建立最优控制). 系统的控制目标是寻求一个正确的决策和控制序列, 使整个系统的总熵最小^[2]. 优化方法在三个层次均可发挥作用, 在组织级可以实现面向任务的规划与决策, 在协调级可以实现任务分配和资源调度, 在执行级可以实现高精度的控制. 关于三个层次的重要性, 蔡自兴教授在其著作中谈到智能控制的特点时指出: “智能控制的核心在高层控制, 即组织级. 高层控制的任务在于对实际环境或过程进行组织, 即决策与规划, 实现广义问题求解”^[2]. 就此而言, 智能优化控制并不局限于底层的控制级优化, 高层(尤其是组织级)的优化问题求解对于智能优化控制而言具有更重要的意义.

从智能控制的多种交集理论来看, Saridis 的三元论描述的其实是智能优化控制, 而傅京孙教授的二元论描述的才是智能控制. 例如, 单纯依赖专家经验的模糊控制方法没有涉及运筹学的理论方法, 按照 Saridis 的三元论严格来讲, 不能将其划入智能控制范畴. Saridis 在智能控制的学科体系中引入运筹学实质上是将优化的相关理论方法引入到智能控制中. 因此, 较为准确的集合论描述为 $IC = AI \cap AC$, $IOC = AI \cap AC \cap OR$, $IOC \subset IC$, 其中, IC 表示智能控制(Intelligent control), IOC 表示智能优化控制(Intelligent optimized control), AI 表示人工智能(Artificial intelligence), AC 表示自动控制(Automatic control), OR 表示运筹学(Operations research). 图 1 展示了这种结构关系, 其中, 交叉线覆盖的区域对应于智能优化控制.

另外, “智能优化”是一个在形式和内容上都与智能优化控制有较强相关性的概念. 智能优化算法

表 2 控制系统中常见的基本功能组件

Table 2 Basic functional components in control systems

组件名称	英语表达	功能
传感器	Sensor	获取对象和环境信息
执行器	Actuator	接收控制信息并对受控对象施加控制作用
控制器	Controller	根据各种信息产生控制命令
辨识器	Identifier	辨识对象的参数和(或)结构
估计器	Estimator	对系统状态进行估计, 常用于随机系统控制
滤波器	Filter	滤除干扰, 常用于随机系统控制
预测器	Predictor	对系统未来状态进行预测, 常见于预测控制
故障诊断器	Fault diagnotor	根据系统状态分析故障
规划器	Planner	对系统资源进行分配、规划和调度, 常见于各种复杂系统控制
决策辅助器	Decision-maker assistant	辅助制定决策, 常见于复杂系统控制

包括 SA、禁忌搜索、各种 EA (如 GA、GP、DE)、群智能优化算法 (如 PSO、ACO、BFO)、分布估计算法、免疫算法以及这些算法的混合型算法等. 由于神经网络和模糊逻辑方法也可以用于实现优化计算, 因此, 神经网络优化和基于模糊逻辑的优化也属于智能优化的范畴. 尽管在智能优化控制中, 优化问题的求解并不一定依靠 SA、GA、PSO 等启发式方法来实现, 一些特殊的问题甚至存在数学意义上的解析最优解, 但随着控制对象、任务和环境的复杂化, 优化问题也变得越来越复杂, 传统优化方法往往难以适用, 这时智能优化方法成为一种较为理想的选择.

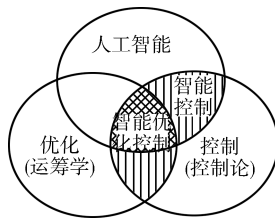


图 1 智能优化控制的三元结构
Fig. 1 Ternary architecture of intelligent optimized control

智能优化与智能控制存在很多相似性, 二者都属于人工智能的范畴, 智能控制源于复杂对象的控制需求, 而智能优化源于复杂优化问题的求解需要. 二者各自对应的传统方法都存在明显的局限性, 传统控制方法是基于模型的 (主要是描述系统动力学的微分或差分方程), 主要适用于线性系统; 而传统优化方法是基于微积分的, 需要利用梯度、曲率等信息确定迭代搜索的方向, 主要适用于拟凸函数优化. 非线性、非正常性 (时变性)、不确定性、高维度、系统模式的非单一性、大系统关联等因素导致了系统的复杂性^[149], 这给控制和优化两个层面的问题都带来了难度和挑战性. 复杂优化问题, 尤其是复杂系统中涉及的大量优化问题, 展现出建模难、非线性、非凸、多模态、不连续、不确定、高维度、动态、多指标、多约束、非可分解、变量混杂、实时性强等特点. 智能优化是处理这些高难度问题的可行方法. 特别地, Fleming 在关于 EA 的控制系统工程应用的一篇综述中指出: EA 在决策变量的表示和性能评价方面具有较高的灵活性, 适合处理较为复杂的优化问题^[150].

我们同样可以从集合论的角度来分析智能优化的内涵, 很多学者认为智能优化是指采用计算智能的方法解决优化问题^[17]. 由此, 我们可以视智能优化为人工智能与运筹学的交集, 即 $IO = AI \cap OR$, IO 表示智能优化 (Intelligent optimization). 那么, 从 Saridis 的三元论来看 (如图 2 所示), 人工智能、

运筹学和控制论的交叉又能产生什么样的优化理论方法呢? 或者说, 是否可以采用控制的理论方法去设计智能优化方法来更好地解决优化问题呢? 答案是肯定的, 事实上, 一些学者已经在此方向上开展了探索性的研究^[151-152].

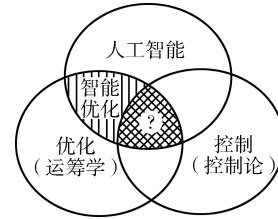


图 2 关于智能优化的三元论
Fig. 2 A triadic theory on intelligent optimization

3 智能优化控制的分类

尽管智能优化控制的分类可以采用第 1 节中与智能控制平行的典型分类方法, 但这种分类方式无法区分优化在智能控制中的作用方式, 因此, 这里不对具体的智能控制方法或优化方法做细致的区分, 而是根据表 2 中列出的控制系统的各种典型环节来确定智能方法 (不包括智能优化方法) 的作用位置和优化的作用, 由此建立智能优化控制的分类. 其中, 辨识器、估计器、滤波器、预测器、故障诊断器和控制器在系统中往往处于同一层次 (较低层次), 前 5 种器主要作为控制器的辅助, 而规划器和决策辅助器往往处于系统的高层. 因此, 根据优化方法作用的控制系统环节所处的层次, 可以将智能优化控制分为高层智能优化控制和低层智能优化控制, 二者的主要区别在于是否涉及规划器和 (或) 决策辅助器的优化, 而且前者主要针对复杂系统.

控制器的优化是智能优化控制的最基本形式, 属于低层智能优化控制, 具体可以分为控制器的智能优化、智能控制器的优化、智能控制器的智能优化三种类型. 在控制器的智能优化中, 控制器本身未采用任何智能方法, 但是控制器的优化设计采用了智能优化方法^[72, 74, 77, 81]; 在智能控制器的优化中, 控制器采用了智能方法 (如模糊控制器、神经网络控制器), 但优化过程未采用智能优化方法^[52-53]; 在智能控制器的智能优化中, 控制器和优化方法都是智能的^[22, 39, 48]. 那么, 采用传统优化方法进行非智能控制器的优化设计是否属于智能优化控制? 严格来讲, 这种类型的优化控制不属于智能优化控制, 因为其中不涉及任何智能方法. 这类方法用集合关系可以表示为 $OR \cap AC - IOC$, 对应于图 1 中位于“智能优化控制”下方的阴影区域. 基于变分法或极大值原理的传统最优控制属于这类方法.

表 3 对 7 篇代表性文献中智能优化控制方法的分类结果

Table 3 Classification of the intelligent optimized control methods in seven representative references

文献	智能方法及其作用环节	优化方法及其作用环节	高层/低层 IOC	应用
[22]	模糊逻辑: 控制器	GA: 模糊控制器	低层	装配线生产控制
[49]	RNN: 控制器	EA: RNN 控制器	低层	机器人行走控制执行器
[61]	模糊神经网络: 控制器	GA: 模糊神经网络控制器	低层	永磁同步电机的精确速度控制
[103]	n.a.	PSO: 控制器	低层	磁悬浮交通系统中的在线悬浮和牵引控制
[20]	模糊逻辑: 控制器 (配料); RBFNN: 预测器	PSO: 控制器 (调槽)	低层	烧结法氧化铝生产中的生料浆配料和调槽控制
[136]	神经网络: 辨识器	GA: 规划器	高层	农作物的生长控制
[139]	模糊逻辑: 控制器	GA: 规划器	高层	大型空间桁架结构的振动控制

我们还可以从应用对象和应用领域、控制器的类型、优化问题的性质和特点、优化方法的性质和特点等不同角度对智能优化控制方法做出更细致的分类, 限于篇幅这里不再详细论述. 表 3 展示了采用上述分类分析方法对 7 篇代表性文献中采用的智能优化控制方法的分类结果.

4 讨论与展望

智能优化控制是将优化方法和控制方法进行有机结合来解决控制系统设计问题的有效途径. 从优化的角度看, 为了增强智能优化控制方法的有效性和实用性, 更好地解决实际问题, 以下核心问题仍然需要深入研究:

1) 全局优化指标与局部优化指标之间的协调问题

从现有研究来看, 优化方法主要作用于控制系统的某个或某些环节, 相应的优化指标建立在这些环节的功能和性能基础上, 但很少有方法从全局角度对不同环节的优化过程进行协调. 当控制系统各个环节的优化与整个控制系统的优化之间完全协调一致时, 整体的优化可以分解为各部分的独立优化; 否则, 为了保证优化过程对系统全局性能的改进, 应当建立协调机制使各个环节的优化与全局优化指标关联.

2) 计算实时性与最优性的均衡问题

受现有平台计算能力和问题计算复杂性的限制, 大规模的问题往往难以在线优化. 另外, 很多控制系统对优化控制有较强的实时性要求, 即使问题的计算复杂性不高、规模也不大, 较高的实时性要求仍然会造成计算实时性与解的最优性之间的矛盾. 因此, 在实时性要求较高的情形中, 算法的设计应当与计算平台的选择或设计一同进行. 对于很多优化难度高的问题, 少量的优化计算无法保证最终解的最优性, 算法设计者应当在有限的计算时间内充分利用计算资源实现高效的优化求解, 尽可能提高最终解的质量.

在很多复杂对象的控制中, 模型导致的计算复杂性往往明显高于算法引入的复杂性, 因此, 各种模型近似方法常用来代替复杂的模型. 例如, Benito 等采用一种基于高阶奇异值分解得到的简化模型来代替复杂的模型方程, 既有利于结合任何智能算法, 又能提供足够高的精度^[153].

3) 算法的探索与开发能力的均衡问题

探索 (Exploration) 和开发 (Exploitation) 分别对应于广度搜索和深度搜索, 在实现广泛问题求解的意义下, 二者的权衡是所有优化算法设计的共性核心问题. 无免费午餐定理 (No free lunch theorem, NFLT) 指出: 各种算法在求解数学意义上所有可能的问题时的平均性能是相同的, 不存在万能的算法在求解所有问题时保持最优性能^[154]. NFLT 揭示的意义虽然深刻, 但是 NFLT 对算法的设计没有直接的指导作用. 在此方面, 最优压缩定理 (Optimal contraction theorem, OCT) 迈出了重要一步^[155], OCT 揭示了算法与问题之间的关系、决定算法极限性能的本质因素以及最佳的探索开发权衡方式与问题优化难度之间的关系, 指出了优化难度对于最佳搜索策略的决定作用. 对于实际中大量的灰箱优化问题, OCT 强调了利用特定问题的领域知识和问题结构来压缩搜索空间、降低问题优化难度的重要性, 这一点对于设计优化算法求解工程实际中的多数优化问题而言具有重要的指导意义.

4) 算法的通用性和专用性的均衡问题

优化算法的设计要求存在两面性: 我们一方面期望建立具有通用性的方法来解决大范围内的问题, 而另一方面, 现实中提高特定问题求解效率的要求又使得我们不得不充分利用问题的结构信息和领域知识, 降低问题的求解难度、提高问题的求解效率, 因而难免降低算法的通用性. 在实际优化问题的求解中, 算法设计者不得不在二者之间建立一种均衡, 所谓的通用性一般是指蕴含某种设计思想的算法框架, 而专用性则是在这个框架下结合问题特点建立针对特定问题的专用算法.

随着未来人工智能研究不断取得新的进展,新的智能范式和方法会不断涌现,智能控制和智能优化的方法都会不断增多,智能优化控制的实现方式也会越来越丰富,应用范围也会不断扩大.另外,通过控制系统各个环节的优化与协调来实现复杂系统的优化控制将成为一个重要的研究方向,综合不同智能方法的优点建立的混合智能优化控制方法在复杂系统的优化控制中将会成为一个重要的研究内容.可以预见,智能优化控制在面向工程实际的控制系统设计中将发挥越来越重要的作用.

致谢

感谢北京理工大学自动化学院的博士研究生李东,他对国内与智能优化控制相关的大量研究资料进行了调研和整理.

References

- Saridis G N. Analytic formulation of the principle of increasing precision with decreasing intelligence for intelligent machines. *Automatica*, 1989, **25**(3): 461–467
- Cai Zi-Xing. *Intelligent Control Principles and Applications*. Beijing: Tsinghua University Press, 2007
(蔡自兴. 智能控制原理与应用. 北京: 清华大学出版社, 2007)
- Antsaklis P J. Intelligent control. *Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering*. New York: John Wiley & Sons, 1997
- Yi Ji-Kai, Hou Yuan-Bin. *Intelligent Control*. Beijing: Beijing University of Technology Press, 1999
(易继凯, 侯媛彬. 智能控制技术. 北京: 北京工业大学出版社, 1999)
- Wang Yao-Nan. *Intelligent Control System*. Changsha: Hunan University Press, 2006
(王耀南. 智能控制系统. 长沙: 湖南大学出版社, 2006)
- Sun Zeng-Qi, Deng Zhi-Dong, Zhang Zai-Xing. *Intelligent Control Theory and Technology*. Beijing: Tsinghua University Press, 2011
(孙增圻, 邓志东, 张再兴. 智能控制理论与技术. 北京: 清华大学出版社, 2011)
- Linkens D A, Nyongesa H O. Learning systems in intelligent control: an appraisal of fuzzy, neural and genetic algorithm control applications. *IEE Proceedings — Control Theory and Applications*, 1996, **143**(4): 367–386
- Leondes C T, Mendel J M. Artificial intelligent control. Technical Report 4336, McDonnell-Douglas Astronautics Corporation, USA, 1967
- Fu K S. Learning control systems and intelligent control systems: an intersection of artificial intelligence and automatic control. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1971, **16**(1): 70–72
- Wang L X, Mendel J M. Fuzzy basis functions, universal approximation, and orthogonal least-squares learning. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1992, **3**(5): 807–814
- Hornik K, Stinchcombe M, White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 1989, **2**(5): 359–366
- Zheng Nan-Ning, Jia Xin-Chun, Yuan Ze-Jian. A survey of control science and technology. *Acta Automatica Sinica*, 2002, **28**(S1): 7–17
(郑南宁, 贾新春, 袁泽剑. 控制科学与技术的发展及其思考. 自动化学报, 2002, **28**(S1): 7–17)
- Huang Lin. Future development in control science: why, what and strategy. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(2): 97–100
(黄琳. 为什么做, 做什么和发展战略 — 控制科学学科发展战略研讨会约稿前言. 自动化学报, 2013, **39**(2): 97–100)
- Zheng Da-Zhong. Development of control science and its revelation. *Studies in Dialectics of Nature*, 1986, **2**(6): 57–62
(郑大钟. 控制科学的发展及其启示. 自然辩证法研究, 1986, **2**(6): 57–62)
- Huang Lin, Peng Zhong-Xing, Wang Jin-Zhi. Control science: inspired by applications. *Science & Technology Review*, 2011, **29**(17): 72–79
(黄琳, 彭中兴, 王金枝. 控制科学 — 与需俱进的科学. 科技导报, 2011, **29**(17): 72–79)
- Coello C A C. Theoretical and numerical constraint-handling techniques used with evolutionary algorithms: a survey of the state of the art. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2002, **191**(11–12): 1245–1287
- Wang Ling, Liu Bo. *Particle Swarm Optimization and Scheduling Algorithms*. Beijing: Tsinghua University Press, 2008
(王凌, 刘波. 微粒群优化与调度算法. 北京: 清华大学出版社, 2008)
- Yan Ai-Jun, Chai Tian-You, Yue Heng. Multivariable intelligent optimizing control approach for shaft furnace roasting process. *Acta Automatica Sinica*, 2006, **32**(4): 636–640
(严爱军, 柴天佑, 岳恒. 竖炉焙烧过程的多变量智能优化控制. 自动化学报, 2006, **32**(4): 636–640)
- Huang Yin-Rong, Zhang Shao-De. Dissolved oxygen intelligent optimization control system in the aeration tank of wastewater treatment. *Information and Control*, 2011, **40**(3): 393–400
(黄银蓉, 张绍德. 污水处理曝气池溶解氧智能优化控制系统. 信息与控制, 2011, **40**(3): 393–400)
- Bai Rui, Tong Shao-Cheng, Chai Tian-You. Intelligent optimal control of the raw slurry producing process in the alumina production. *Control and Decision*, 2013, **28**(4): 525–530
(白锐, 佟绍成, 柴天佑. 氧化铝生料浆制备过程的智能优化控制方法. 控制与决策, 2013, **28**(4): 525–530)
- Xu Chen-Hua, Wu Min. Intelligent integrated optimization control of quality and quantity for lead-zinc sintering process. *Control Theory & Applications*, 2008, **25**(4): 688–692
(徐辰华, 吴敏. 铅锌烧结过程质量产量的智能集成优化控制. 控制理论与应用, 2008, **25**(4): 688–692)
- Mo Ju-Hua, Huang Min, Wang Xing-Wei. Application of a pull strategy based on fuzzy control for production control of assembly line. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(1):

- 118–123
(莫巨华, 黄敏, 王兴伟. 基于模糊控制的拉式策略在装配生产控制中的应用. *自动化学报*, 2011, **37**(1): 118–123)
- 23 Tian Yi, Zhang Xin, Zhang Liang, Zhang Xin. Fuzzy control strategy for hybrid electric vehicle based on neural network identification of driving conditions. *Control Theory & Applications*, 2011, **28**(3): 363–369
(田毅, 张欣, 张良, 张昕. 神经网络工况识别的混合动力电动汽车模糊控制策略. *控制理论与应用*, 2011, **28**(3): 363–369)
- 24 He Jin-Bao, Guo Shuai, He Yong-Yi, Fang Ming-Lun. A fuzzy tension-controller based on genetic algorithm. *Control Theory & Applications*, 2009, **26**(3): 243–248
(何金保, 郭帅, 何永义, 方明伦. 基于遗传优化的张力模糊控制. *控制理论与应用*, 2009, **26**(3): 243–248)
- 25 Duan Ping, Zhang Jian-Chang, Ding Cheng-Jun, Zhang Ming-Lu. The fuzzy genetic algorithm for the mobile robot's wall tracking control. *Control Theory & Applications*, 2006, **23**(3): 416–420
(段萍, 张建畅, 丁承君, 张明路. 基于模糊遗传算法的机器人墙跟踪控制策略. *控制理论与应用*, 2006, **23**(3): 416–420)
- 26 Hu Yue-Ming, Qi Hao-Feng, Wang Jian. The application of genetic algorithm based P-F-PI controller in position control of robotic manipulator. *Control Theory & Applications*, 2000, **17**(5): 716–720
(胡跃明, 戚浩峰, 王建. 基于遗传算法的 P-F-PI 控制器在机器人手臂定位控制中的应用. *控制理论与应用*, 2000, **17**(5): 716–720)
- 27 Pal T, Pal N R. SOGARG: a self-organized genetic algorithm-based rule generation scheme for fuzzy controllers. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2003, **7**(4): 397–415
- 28 Martínez R, Castillo O, Aguilar L T. Optimization of interval type-2 fuzzy logic controllers for a perturbed autonomous wheeled mobile robot using genetic algorithms. *Information Sciences*, 2009, **179**(13): 2158–2174
- 29 Cheng R G, Chang C J. Design of a fuzzy traffic controller for ATM networks. *IEEE-ACM Transactions on Networking*, 1996, **4**(3): 460–469
- 30 Alcalá R, Casillas J, Cordón O, González A, Herrera F. A genetic rule weighting and selection process for fuzzy control of heating, ventilating and air conditioning systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2005, **18**(3): 279–296
- 31 Chang W, Park J B, Joo Y H. GA-based intelligent digital redesign of fuzzy-model-based controllers. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2003, **11**(1): 35–44
- 32 Castillo O, Valdez F, Melin P. Hierarchical genetic algorithms for topology optimization in fuzzy control systems. *International Journal of General Systems*, 2007, **36**(5): 575–591
- 33 Montazeri-Gh M, Safari A. Tuning of fuzzy fuel controller for aero-engine thrust regulation and safety considerations using genetic algorithm. *Aerospace Science and Technology*, 2011, **15**(3): 183–192
- 34 Kharrati H, Khanmohammadi S, Zeiaee A, Navarbat A, Alizadeh G. Design of optimized fuzzy model-based controller for nonlinear systems using hybrid intelligent strategies. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I — Journal of Systems and Control Engineering*, 2012, **226**(19): 1152–1165
- 35 Bezine H, Derbel N, Alimi A M. Fuzzy control of robot manipulators: some issues on design and rule base size reduction. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2002, **15**(5): 401–416
- 36 Jain R, Sivakumaran N, Radhakrishnan T K. Design of self tuning fuzzy controllers for nonlinear systems. *Expert Systems with Applications*, 2011, **38**(4): 4466–4476
- 37 Ding Yong-Sheng, Ren Li-Hong, Shao Shi-Huang. Automatic design of Takagi-Sugeno fuzzy controllers by a new DNA-based evolutionary algorithm. *Acta Automatica Sinica*, 2001, **27**(4): 510–520
(丁永生, 任立红, 邵世煌. 采用新的 DNA 进化算法自动设计 Takagi-Sugeno 模糊控制器. *自动化学报*, 2001, **27**(4): 510–520)
- 38 Tsakonas A. Local and global optimization for Takagi-Sugeno fuzzy system by memetic genetic programming. *Expert Systems with Applications*, 2013, **40**(8): 3282–3298
- 39 Chen Jie, Pan Feng, Cai Tao. Acceleration factor harmonious particle swarm optimizer. *International Journal of Automation and Computing*, 2006, **3**(1): 41–46
- 40 Hao Wan-Jun, Qiang Wen-Yi, Chai Qing-Xuan, Hu Lin-Xian. Design of fuzzy controller based on particle swarm optimization. *Control and Decision*, 2007, **22**(5): 585–588
(郝万君, 强文义, 柴庆宣, 胡林献. 基于粒子群优化的一类模糊控制器设计. *控制与决策*, 2007, **22**(5): 585–588)
- 41 Castillo O, Martínez-Marroquín R, Melin P, Valdez F, Soria J. Comparative study of bio-inspired algorithms applied to the optimization of type-1 and type-2 fuzzy controllers for an autonomous mobile robot. *Information Sciences*, 2012, **192**: 19–38
- 42 Khooban M H, Soltanpour M R. Swarm optimization tuned fuzzy sliding mode control design for a class of nonlinear systems in presence of uncertainties. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2013, **24**(2): 383–394
- 43 Pan I, Korre A, Das S, Durucan S. Chaos suppression in a fractional order financial system using intelligent regrouping PSO based fractional fuzzy control policy in the presence of fractional Gaussian noise. *Nonlinear Dynamics*, 2012, **70**(4): 2445–2461
- 44 Jiang H M, Kwong C K, Chen Z Q, Ysim Y C. Chaos particle swarm optimization and T-S fuzzy modeling approaches to constrained predictive control. *Expert Systems with Applications*, 2012, **39**(1): 194–201
- 45 Lu X J, Li H X, Yuan X. PSO-based intelligent integration of design and control for one kind of curing process. *Journal of Process Control*, 2010, **20**(10): 1116–1125
- 46 Feng H M, Chen C Y, Horng J H. Intelligent omnidirectional vision-based mobile robot fuzzy systems design and implementation. *Expert Systems with Applications*, 2010, **37**(5): 4009–4019

- 47 Yao X. Evolving artificial neural networks. *Proceedings of the IEEE*, 1999, **87**(9): 1423–1447
- 48 Li Min-Yuan, Du Yan-Li. Composite neural networks adaptive control system of temperature based on GA learning. *Control Theory & Applications*, 2004, **21**(2): 242–246
(李敏远, 都延丽. 基于遗传算法学习的复合神经网络自适应温度控制系统. 控制理论与应用, 2004, **21**(2): 242–246)
- 49 Reil T, Husbands P. Evolution of central pattern generators for bipedal walking in a real-time physics environment. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, **6**(2): 159–168
- 50 Hung S L, Adeli H. A parallel genetic neural network learning algorithm for MIMD shared-memory machines. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1994, **5**(6): 900–909
- 51 Song Ying, Chen Zeng-Qiang, Yuan Zhu-Zhi. A nonlinear predictive controller based on chaos optimization. *Control Theory & Applications*, 2007, **24**(4): 561–564
(宋莹, 陈增强, 袁著祉. 基于混沌优化的非线性预测控制器. 控制理论与应用, 2007, **24**(4): 561–564)
- 52 Becerikli Y, Konar A F, Samad T. Intelligent optimal control with dynamic neural networks. *Neural Networks*, 2003, **16**(2): 251–259
- 53 Kosmatopoulos E B, Kouvelas A. Large scale nonlinear control system fine-tuning through learning. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2009, **20**(6): 1009–1023
- 54 Liu Xiang-Jie, Zhou Xiao-Xin, Chai Tian-You. Status and development of fuzzy control. *Information and Control*, 1999, **28**(4): 283–292
(刘向杰, 周孝信, 柴天佑. 模糊控制研究的现状与新发展. 信息与控制, 1999, **28**(4): 283–292)
- 55 Li Xiang-Fei, Zou En, Zhang Tai-Shan. Optimization design of fuzzy neural networks controller parameter based on chaos. *Control and Decision*, 2002, **17**(3): 320–323
(李祥飞, 邹恩, 张泰山. 一种模糊神经网络控制器参数的混沌优化设计. 控制与决策, 2002, **17**(3): 320–323)
- 56 Du Yan-Li, Wu Qing-Xian, Jiang Chang-Sheng, Zhou Li. Improved cooperative particle swarm optimizer for design of fuzzy neural network control system. *Control and Decision*, 2008, **23**(12): 1327–1337
(都延丽, 吴庆宪, 姜长生, 周丽. 改进协同微粒群优化的模糊神经网络控制系统设计. 控制与决策, 2008, **23**(12): 1327–1337)
- 57 Becerikli Y, Oysal Y, Konar A F. Trajectory priming with dynamic fuzzy networks in nonlinear optimal control. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2004, **15**(2): 383–394
- 58 Rajapakse A, Furuta K, Kondo S. Evolutionary learning of fuzzy logic controllers and their adaptation through perpetual evolution. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2002, **10**(3): 309–321
- 59 Liao Y X, She J H, Wu M. Integrated hybrid-PSO and fuzzy-NN decoupling control for temperature of reheating furnace. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2009, **56**(7): 2704–2714
- 60 Sun Qiang, Cheng Ming. Nonlinear modeling for doubly salient permanent magnetic motor based on fuzzy neural network. *Control Theory & Applications*, 2007, **24**(4): 601–606
(孙强, 程明. 基于模糊神经网络的双凸极永磁电机非线性建模. 控制理论与应用, 2007, **24**(4): 601–606)
- 61 Uddin M N, Abido M A, Rahman M A. Development and implementation of a hybrid intelligent controller for interior permanent-magnet synchronous motor drives. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2004, **40**(1): 68–76
- 62 Lin W M, Hong C M, Cheng F S. Design of intelligent controllers for wind generation system with sensorless maximum wind energy control. *Energy Conversion and Management*, 2011, **52**(2): 1086–1096
- 63 Ayoubi M A, Tai L C. Intelligent control of a large variable speed wind turbine. *Journal of Solar Energy Engineering-Transactions of the ASME*, 2012, **134**(1): 011001, doi: 10.1115/1.4004979
- 64 Lee Y, Zak S H. Designing a genetic neural fuzzy antilock-brake-system controller. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, **6**(2): 198–211
- 65 Chen Z M, Meng W J, Zhang J G. Intelligent anti-swing control for bridge crane. *Journal of Central South University*, 2012, **19**(10): 2774–2781
- 66 Lin Ye-Jin, Ren Guang. New radial basis function fuzzy network controller based on genetic algorithms for ship control. *Control Theory & Applications*, 2004, **21**(6): 1036–1040
(林叶锦, 任光. 遗传优化的径向基函数船舶模糊控制器. 控制理论与应用, 2004, **21**(6): 1036–1040)
- 67 Chen L H, Chiang C H. New approach to intelligent control systems with self-exploring process. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2003, **33**(1): 56–66
- 68 Singh N A, Muraleedharan K A, Gomathy K. Damping of low frequency oscillations in power system network using swarm intelligence tuned fuzzy controller. *International Journal of Bio-inspired Computation*, 2010, **2**(1): 1–8
- 69 Mishra S, Dash P K, Hota P K, Tripathy M. Genetically optimized neuro-fuzzy IPFC for damping modal oscillations of power system. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2002, **17**(4): 1140–1147
- 70 Kuang Xian-Yan, Xu Lun-Hui, Huang Yan-Guo. Traffic signal bus-priority control strategy and intelligent control method. *Control Theory & Applications*, 2012, **29**(10): 1284–1290
(邝先验, 许伦辉, 黄艳国. 交通信号公交优先控制策略及智能控制方法. 控制理论与应用, 2012, **29**(10): 1284–1290)
- 71 Wu Xing, Lou Pei-Huang, Tang Dun-Bing. Multi-objective optimization for PID parameter based on elitist-evolution guidance. *Control Theory & Applications*, 2010, **27**(9): 1235–1239
(武星, 楼佩煌, 唐敦兵. 基于精英进化导向的多目标 PID 参数优化. 控制理论与应用, 2010, **27**(9): 1235–1239)

- 72 Yang Zhi, Chen Zhi-Tang, Fan Zheng-Ping, Li Xiao-Dong. Tuning of PID controller based on improved particle-swarm-optimization. *Control Theory & Applications*, 2010, **27**(10): 1345–1352
(杨智, 陈志堂, 范正平, 李晓东. 基于改进粒子群优化算法的 PID 控制器整定. 控制理论与应用, 2010, **27**(10): 1345–1352)
- 73 Li Zhong-Hua, Zhang Yu-Nong, Tan Hong-Zhou, Chen Zhuo-Yi. An enhanced artificial immune network with elitist-learning capability for optimization problems. *Control Theory & Applications*, 2009, **26**(3): 283–290
(李中华, 张雨浓, 谭洪周, 陈卓怡. 一类具有精英学习能力的增强型人工免疫网络优化算法. 控制理论与应用, 2009, **26**(3): 283–290)
- 74 Mukherjee V, Ghoshal S P. Intelligent particle swarm optimized fuzzy PID controller for AVR system. *Electric Power Systems Research*, 2007, **77**(12): 1689–1698
- 75 Meng An-Bo, Ye Lu-Qing, Yin Hao, Liang Hong-Zhu, Fu Chuang, Cheng Yuan-Chu. Application of genetic algorithm in adaptive governor with variable PID parameters. *Control Theory & Applications*, 2004, **21**(3): 398–404
(孟安波, 叶鲁卿, 殷豪, 梁宏柱, 傅闯, 程远楚. 遗传算法在水电机调速器 PID 参数优化中的应用. 控制理论与应用, 2004, **21**(3): 398–404)
- 76 Lacca G, Caraffini F, Neri F. Memory-saving memetic computing for path-following mobile robots. *Applied Soft Computing*, 2013, **13**(4): 2003–2016
- 77 Das S, Pan I, Das S, Gupta A. Master-slave chaos synchronization via optimal fractional order $PI^{\lambda}D^{\mu}$ controller with bacterial foraging algorithm. *Nonlinear Dynamics*, 2012, **69**(4): 2193–2206
- 78 Ristanović M, Čojbašić Z, Lazić D. Intelligent control of DC motor driven electromechanical fin actuator. *Control Engineering Practice*, 2012, **20**(6): 610–617
- 79 Priya C, Lakshmi P. Particle swarm optimisation applied to real time control of spherical tank system. *International Journal of Bio-inspired Computation*, 2012, **4**(4): 206–216
- 80 Reynoso-Meza G, Garcia-Nieto S, Sanchis J, Blasco F X. Controller tuning by means of multi-objective optimization algorithms: a global tuning framework. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2013, **21**(2): 445–458
- 81 Krohling R A, Rey J P. Design of optimal disturbance rejection PID controllers using genetic algorithms. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2001, **5**(1): 78–82
- 82 Cheng K Y, Tzou Y Y. Fuzzy optimization techniques applied to the design of a digital PMSM servo drive. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2004, **19**(4): 1085–1099
- 83 Huang H C. Intelligent motion control for omnidirectional mobile robots using ant colony optimization. *Applied Artificial Intelligence*, 2013, **27**(3): 151–169
- 84 Dong Na, Chen Zeng-Qiang, Sun Qing-Lin, Yuan Zhu-Zhi. Particle-swarm optimization algorithm for model predictive control with constraints. *Control Theory & Applications*, 2009, **26**(9): 965–969
(董娜, 陈增强, 孙青林, 袁著祉. 基于粒子群优化的有约束模型预测控制器. 控制理论与应用, 2009, **26**(9): 965–969)
- 85 Yang Jian-Jun, Liu Min, Wu Cheng. Genetic algorithm based nonlinear model predictive control method. *Control and Decision*, 2003, **18**(2): 141–144, 149
(杨建军, 刘民, 吴澄. 基于遗传算法的非线性模型预测控制方法. 控制与决策, 2003, **18**(2): 141–144, 149)
- 86 Zhu Teng, Wang Jing-Chun, Xiong Zhi-Hua. DE-based nonlinear model predictive control of a pH neutralization process. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(1): 159–163
(朱腾, 王京春, 熊智华. 基于改进 DE-NMPC 的酸碱中和反应 pH 值控制. 自动化学报, 2010, **36**(1): 159–163)
- 87 Tong Chao-Nan, Xiao Lei, Peng Kai-Xiang, Li Jiang-Yun. Constrained generalized predictive control of mould level based on genetic algorithm. *Control and Decision*, 2009, **24**(11): 1735–1739
(童朝南, 肖磊, 彭开香, 李江昀. 基于遗传算法的结晶器液位约束广义预测控制. 控制与决策, 2009, **24**(11): 1735–1739)
- 88 Lin Zhuang, Zhu Qi-Dan, Xing Zhuo-Yi. Hierarchical sliding mode control for horizontal underactuated manipulators with optimization based on GA. *Control and Decision*, 2008, **23**(1): 99–102
(林壮, 朱齐丹, 邢卓异. 基于遗传优化的水平欠驱动机械臂分层滑模控制. 控制与决策, 2008, **23**(1): 99–102)
- 89 Zhang Niao-Na, Zhang De-Jiang, Feng Yong. The optimal design of terminal sliding controller for flexible manipulators based on genetic algorithm. *Control Theory & Applications*, 2008, **25**(3): 451–455
(张袅娜, 张德江, 冯勇. 基于混沌遗传算法的柔性机械手滑模控制器优化设计. 控制理论与应用, 2008, **25**(3): 451–455)
- 90 Lavu B C, Schoen M P, Mahajan A. Adaptive intelligent control of ionic polymer-metal composites. *Smart Materials & Structures*, 2005, **14**(4): 466–474
- 91 Liu Yi-Wu, Zhang Hong-Hua, Wu Hong-Xin. An optimal control for closely spaced mode structures with poor controllability. *Acta Automatica Sinica*, 2002, **28**(2): 216–221
(刘一武, 张洪华, 吴宏鑫. 可控性差的空间密集模态结构的振幅最优控制. 自动化学报, 2002, **28**(2): 216–221)
- 92 Marrison C I, Stengel R F. Robust control system design using random search and genetic algorithms. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1997, **42**(6): 835–839
- 93 Wang Q, Stengel R F. Robust control of nonlinear systems with parametric uncertainty. *Automatica*, 2002, **38**(9): 1591–1599
- 94 Lewin D R, Parag A. A constrained genetic algorithm for decentralized control system structure selection and optimization. *Automatica*, 2003, **39**(10): 1801–1807
- 95 Campos-Delgado D U, Zhou K M. A parametric optimization approach to H_{∞} and H_2 strong stabilization. *Automatica*, 2003, **39**(7): 1205–1211
- 96 Kim T H, Maruta I, Sugie T. Robust PID controller tuning based on the constrained particle swarm optimization. *Automatica*, 2008, **44**(4): 1104–1110
- 97 Maruta I, Kim T H, Sugie T. Fixed-structure H_{∞} controller synthesis: a meta-heuristic approach using simple constrained particle swarm optimization. *Automatica*, 2009, **45**(2): 553–559

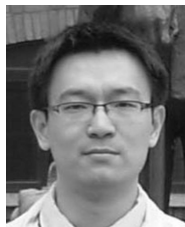
- 98 Wang L, Li L P. Fixed-structure H_∞ controller synthesis based on differential evolution with level comparison. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2011, **15**(1): 120–129
- 99 Hansen N, Niederberger A S P, Guzzella L, Koumoutsakos P. A method for handling uncertainty in evolutionary optimization with an application to feedback control of combustion. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2009, **13**(1): 180–197
- 100 Zang Huai-Quan, Wang Yuan-Yuan. Robust H_∞ control for electric power steering based on genetic algorithm. *Control Theory & Applications*, 2012, **29**(4): 544–548
(臧怀泉, 王媛媛. 基于遗传算法的电动助力转向系统鲁棒 H_∞ 控制. 控制理论与应用, 2012, **29**(4): 544–548)
- 101 Ho S J, Ho S Y, Shu L S. OSA: Orthogonal simulated annealing algorithm and its application to designing mixed H_2/H_∞ optimal controllers. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 2004, **34**(5): 588–600
- 102 Ho S J, Ho S Y, Hung M H, Shu L S, Huang H L. Designing structure-specified mixed H_2/H_∞ optimal controllers using an intelligent genetic algorithm IGA. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2005, **13**(6): 1119–1124
- 103 Wai R J, Chuang K L, Lee J D. On-line supervisory control design for Maglev transportation system via total sliding-mode approach and particle swarm optimization. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2010, **55**(7): 1544–1559
- 104 Yao Jian-Shi, Zeng Peng-Xin, Xu Xin-He. Swing-up control under limited torque of rotary double inverted pendulum based on hybrid genetic algorithms. *Control Theory & Applications*, 2005, **22**(4): 615–618
(么健石, 曾鹏鑫, 徐心和. 基于混合遗传算法的力矩受限圆轨二级倒立摆摆起控制. 控制理论与应用, 2005, **22**(4): 615–618)
- 105 Ke Wen-De, Cui Gang, Hong Bing-Rong, Cai Ze-Su, Piao Song-Hao, Zhong Qiu-Bo. Falling forward of humanoid robot based on similarity with parametric optimum. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(8): 1006–1013
(柯文德, 崔刚, 洪炳镭, 蔡则苏, 朴松昊, 钟秋波. 参数化优化的仿人机器人相似性前向倒地研究. 自动化学报, 2011, **37**(8): 1006–1013)
- 106 Li Yan-Jun, Wu Tie-Jun. An approach to multi-objective optimal control problems for hybrid dynamic systems. *Acta Automatica Sinica*, 2002, **28**(4): 606–609
(李艳君, 吴铁军. 一种混合动力学系统多目标优化控制问题的求解方法. 自动化学报, 2002, **28**(4): 606–609)
- 107 Cupertino F, Mininno E, Naso D, Turchiano B, Salvatore L. On-line genetic design of anti-windup unstructured controllers for electric drives with variable load. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, **8**(4): 347–364
- 108 Fu Pei-Zhong, Dong Jie, Yang Wei, Hu Guang-Da, Yin Yi-Xin. Optimal cooling strategy of the laminar cooling control system for hot strip mill based on genetic algorithm. *Control Theory & Applications*, 2009, **26**(8): 918–922
(付培众, 董洁, 杨伟, 胡广大, 尹怡欣. 基于遗传算法的层流冷却系统优化控制策略. 控制理论与应用, 2009, **26**(8): 918–922)
- 109 Cao Zhi-Qiang, Wang Shuo, Zhang Bin, Tan Min. Optimized formation control for motor schema-based multiple mobile robots. *Control and Decision*, 2001, **16**(S1): 763–765, 769
(曹志强, 王硕, 张斌, 谭民. 基于 Motor Schema 的多移动机器人队形优化控制. 控制与决策, 2001, **16**(S1): 763–765, 769)
- 110 Sato M, Ishii K. Simultaneous optimization of robot structure and control system using evolutionary algorithm. *Journal of Bionic Engineering*, 2010, **7**: S185–S190
- 111 Hao J X, Li G. An efficient controller structure with minimum roundoff noise gain. *Automatica*, 2007, **43**(5): 921–927
- 112 Xiong Yong, Lu Wen-Chu, Liu Ji-Zhong, Hu Shang-Xu. Rotate surface transformation PSO algorithm for solving nonlinear optimal control problem. *Control and Decision*, 2005, **20**(4): 474–477
(熊勇, 路文初, 刘继忠, 胡上序. 旋转曲面变换 PSO 算法解非线性最优控制问题. 控制与决策, 2005, **20**(4): 474–477)
- 113 Alfi A, Fateh M M. Intelligent identification and control using improved fuzzy particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 2011, **38**(10): 12312–12317
- 114 Al-Saedi W, Lachowicz S W, Habibi D, Bass O. Power quality enhancement in autonomous microgrid operation using particle swarm optimization. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2012, **42**(1): 139–149
- 115 Chen Hong, Kong Li, Zhao Dang-Jun. Particle swarm optimization-based extremum seeking control for limit cycle minimization. *Control and Decision*, 2011, **26**(6): 811–815
(陈虹, 孔力, 赵党军. 基于粒子群优化算法的极限环极值搜索控制. 控制与决策, 2011, **26**(6): 811–815)
- 116 Ren Zi-Wu, Xiong Rong, Chu Jian. Control and synchronization of chaotic systems based on a hybrid electromagnetism-like mechanism algorithm. *Control Theory & Applications*, 2011, **28**(7): 1009–1014
(任子武, 熊蓉, 褚健. 基于混合类电磁机制算法的混沌系统控制与同步. 控制理论与应用, 2011, **28**(7): 1009–1014)
- 117 Bai Rui, Chai Tian-You. Optimization control of the raw slurry blending process based on the PSO algorithm. *Control Engineering of China*, 2009, **16**(1): 76–79
(白锐, 柴天佑. 基于 PSO 算法的生料浆配料过程的优化控制. 控制工程, 2009, **16**(1): 76–79)
- 118 Wang Jun-Nian, Shen Qun-Tai, Zhou Shao-Wu, Shen Hong-Yuan. Optimal control of direct power supply system in zinc electrolytic process based on PSO. *Control and Decision*, 2008, **23**(2): 145–149
(王俊年, 申群太, 周少武, 沈洪远. 锌电解整流供电系统的微粒群优化控制策略. 控制与决策, 2008, **23**(2): 145–149)
- 119 Wang Jian-Bin, Yang Yi-Min, Gan Lu. Reactive power and voltage control of wind/photovoltaic hybrid power farm based on an improved genetic algorithm. *Control Theory & Applications*, 2008, **25**(1): 172–174
(王建彬, 杨宜民, 甘璐. 基于改进遗传算法的风/光互补发电系统电压无功控制. 控制理论与应用, 2008, **25**(1): 172–174)
- 120 Wei Zhong, Xu Xiao-Fei, Zhan De-Chen, Deng Sheng-Chun. Multi objective optimization model for collaborative multi-echelon inventory control in supply chain. *Acta Automatica*

- Sinica*, 2007, **33**(2): 181–187
(卫忠, 徐晓飞, 战德臣, 邓胜春. 协同供应链多级库存控制的多目标优化模型及其求解方法. 自动化学报, 2007, **33**(2): 181–187)
- 121 Wen Yu, Wu Tie-Jun. Real-time rolling horizon optimization of urban traffic control based on ant algorithm. *Control and Decision*, 2004, **19**(9): 1057–1063
(闻育, 吴铁军. 基于蚁群算法的城域交通控制实时滚动优化. 控制与决策, 2004, **19**(9): 1057–1063)
- 122 Nassif N, Kaji S, Sabourin R. Optimization of HVAC control system strategy using two-objective genetic algorithm. *HVAC&R Research*, 2005, **11**(3): 459–486
- 123 Gui Wei-Hua, Yang Chun-Hua, Li Yong-Gang, He Jian-Jun, Yin Lin-Zi. Data-driven operational-pattern optimization for copper flash smelting process. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(6): 717–724
(桂卫华, 阳春华, 李勇刚, 贺建军, 尹林子. 基于数据驱动的铜闪速熔炼过程操作模式优化及应用. 自动化学报, 2009, **35**(6): 717–724)
- 124 Wang F Y, Zhang H G, Liu D R. Adaptive dynamic programming: an introduction. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2009, **4**(2): 39–47
- 125 Li Zu-Shu, Dan Yuan-Hong, Zhang Xiao-Chuan, Xiao Lin, Tan Zhi. Fulfillment of arbitrary movement transfer control between equilibrium states for a double pendulum robot. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(12): 1720–1731
(李祖枢, 但远宏, 张小川, 肖琳, 谭智. 双摆机器人摆杆平衡态任意转换运动控制的实现. 自动化学报, 2010, **36**(12): 1720–1731)
- 126 Chai Tian-You, Ding Jin-Liang, Wang Hong, Su Chun-Yi. Hybrid intelligent optimal control method for operation of complex industrial processes. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(5): 505–515
(柴天佑, 丁进良, 王宏, 苏春翌. 复杂工业过程运行的混合智能优化控制方法. 自动化学报, 2008, **34**(5): 505–515)
- 127 Yan A J, Chai T Y, Yu W, Xu Z. Multi-objective evaluation-based hybrid intelligent control optimization for shaft furnace roasting process. *Control Engineering Practice*, 2012, **20**(9): 857–868
- 128 Zhou P, Chai T Y, Wang H. Intelligent optimal-setting control for grinding circuits of mineral processing process. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2009, **6**(4): 730–743
- 129 Zhou Jin-Rong, Huang Dao, Jiang Wei-Sun. Optimal control for urea plant via region optimization. *Acta Automatica Sinica*, 1996, **22**(2): 129–134
(周金荣, 黄道, 蒋慰孙. 尿素生产过程区域优化控制研究. 自动化学报, 1996, **22**(2): 129–134)
- 130 Zhang Jia-Yan, Ma Zhong-Hai, Qian Xiao-Bin, Li Shao-Ming, Lang Jia-Hong. Application of optimal control strategy to converter gas recovery system. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(6): 1017–1024
(章家岩, 马中海, 钱晓斌, 李邵铭, 郎佳红. 转炉煤气回收系统优化控制策略应用. 自动化学报, 2012, **38**(6): 1017–1024)
- 131 Liu Ding, Wan Bai-Wu. Model identification and steady-state optimizing control of wind system for air preheater. *Acta Automatica Sinica*, 1999, **25**(6): 728–734
(刘丁, 万百五. 空气预热器供风系统的模型辨识与稳态优化控制. 自动化学报, 1999, **25**(6): 728–734)
- 132 Wan Wei-Han, Wan Bai-Wu, Yang Jin-Yi. Study of neural network quality models and steady-state optimizing control for nickel flash smelting furnace. *Acta Automatica Sinica*, 1999, **25**(6): 800–804
(万维汉, 万百五, 杨金义. 闪速炉的神经网络冰镍质量模型与稳态优化控制研究. 自动化学报, 1999, **25**(6): 800–804)
- 133 Chakraborty S, Weiss M D, Simoes M G. Distributed intelligent energy management system for a single-phase high-frequency AC microgrid. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2007, **54**(1): 97–109
- 134 Xiong Gang, Xu Xiao-Ming, Sun You-Xian. A combined optimized strategy for solvent recovering system in lubricating oil production. *Acta Automatica Sinica*, 1999, **25**(1): 52–59
(熊刚, 许晓鸣, 孙优贤. 润滑油生产溶剂回收系统的混合优化策略. 自动化学报, 1999, **25**(1): 52–59)
- 135 Potočník P, Grabec I. Nonlinear model predictive control of a cutting process. *Neurocomputing*, 2002, **43**(1–4): 107–126
- 136 Morimoto T, Torii T, Hashimoto Y. Optimal-control of physiological processes of plants in a green plant factory. *Control Engineering Practice*, 1995, **3**(4): 505–511
- 137 Morimoto T, Purwanto W, Suzuki J, Hashimoto Y. Optimization of heat treatment for fruit during storage using neural networks and genetic algorithms. *Computers and Electronics in Agriculture*, 1997, **19**(1): 87–101
- 138 Kong Ling-Shuang, Yang Chun-Hua, Wang Ya-Lin, Gui Wei-Hua. Intelligent optimization of raw material blending for alumina production with information uncertainty. *Control Theory & Application*, 2009, **26**(9): 1051–1055
(孔玲爽, 阳春华, 王雅琳, 桂卫华. 一种解决蕴含不确定性信息的氧化铝配料问题的智能优化方法. 控制理论与应用, 2009, **26**(9): 1051–1055)
- 139 Li D X, Liu W, Jiang J P, Xu R. Placement optimization of actuator and sensor and decentralized adaptive fuzzy vibration control for large space intelligent truss structure. *Science China-Technological Sciences*, 2011, **54**(4): 853–861
- 140 Yang Yu-Pu, Ou Hai-Tao. Self-organized control of traffic signals based on reinforcement learning and genetic algorithm. *Acta Automatica Sinica*, 2002, **28**(4): 564–568
(杨煜普, 欧海涛. 基于再励学习与遗传算法的交通信号自组织控制. 自动化学报, 2002, **28**(4): 564–568)
- 141 Du Yu-Xiao, Wu Min, Gui Wei-Hua. Optimization control of permeability and heat status for lead-zinc sintering process. *Information and Control*, 2004, **33**(4): 490–494, 499
(杜玉晓, 吴敏, 桂卫华. 铅锌烧结过程透气性状态及热状态优化控制. 信息与控制, 2004, **33**(4): 490–494, 499)
- 142 Li Yong, Wu Min, Cao Wei-Hua, Lai Xu-Zhi, Wang Chun-Sheng. PSO-BP control algorithm of granulation process based on evaluation and optimization of granularity distribution. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(6): 1007–1016
(李勇, 吴敏, 曹卫华, 赖旭芝, 王春生. 基于粒度分布评估与优化的制粒过程 PSO-BP 控制算法. 自动化学报, 2012, **38**(6): 1007–1016)

- 143 Li Hui-Jun, Xiao Bing. Multistep recurrent neural network model predictive controller without constraints. *Control Theory & Applications*, 2012, **29**(5): 642–648
(李会军, 肖兵. 一种无约束多步递归神经网络预测控制器. 控制理论与应用, 2012, **29**(5): 642–648)
- 144 Zhang X, Zhang H G, Sun Q Y, Luo Y H. Adaptive dynamic programming-based optimal control of unknown nonaffine nonlinear discrete-time systems with proof of convergence. *Neurocomputing*, 2012, **91**: 48–55
- 145 García J J V, Garay V G, Gordo E I, Fano F A, Sukia M L. Intelligent multi-objective nonlinear model predictive control (iMO-NMPC): towards the “on-line” optimization of highly complex control problems. *Expert Systems with Applications*, 2012, **39**(7): 6527–6540
- 146 Song Z, Kusiak A. Optimization of temporal processes: a model predictive control approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2009, **13**(1): 169–179
- 147 Mu Chao-Xu, Zhang Rui-Min, Sun Chang-Yin. LS-SVM predictive control based on PSO for nonlinear systems. *Control Theory & Applications*, 2010, **27**(2): 164–168
(穆朝絮, 张瑞民, 孙长银. 基于粒子群优化的非线性系统最小二乘支持向量机预测控制方法. 控制理论与应用, 2010, **27**(2): 164–168)
- 148 Flah A, Sbita L. A novel IMC controller based on bacterial foraging optimization algorithm applied to a high speed range PMSM drive. *Applied Intelligence*, 2013, **38**(1): 114–129
- 149 Huang Lin, Duan Zhi-Sheng. Complexity in control science. *Acta Automatica Sinica*, 2003, **29**(5): 748–754
(黄琳, 段志生. 控制科学中的复杂性. 自动化学报, 2003, **29**(5): 748–754)
- 150 Fleming P J, Purshouse R C. Evolutionary algorithms in control systems engineering: a survey. *Control Engineering Practice*, 2002, **10**(11): 1223–1241
- 151 Pan Chang-Chun. The Optimization Algorithm with Feedback and Self-Tuning Mechanism and Applications in the Rolling Batch Scheduling Problem [Ph.D. dissertation], Shanghai Jiao Tong University, China, 2009
(潘常春. 基于反馈校正机制的优化算法设计及其在薄板轧制调度中的应用 [博士学位论文], 上海交通大学, 2009)
- 152 Bai Jie, Zhu Jun, Yang Gen-Ke, Pan Chang-Chun. A self-convergent algorithm for the asymmetric traveling salesman problem based on feedback adjustment mechanism. *Control Theory & Applications*, 2012, **29**(6): 689–696
(白杰, 朱俊, 杨根科, 潘常春. 基于反馈校正原理的非对称旅行商问题的自收敛优化算法. 控制理论与应用, 2012, **29**(6): 689–696)
- 153 Benito N, Arias J R, Velazquez A, Vega J M. Real time performance improvement of engineering control units via higher order singular value decomposition: application to a SI engine. *Control Engineering Practice*, 2011, **19**(11): 1315–1327

154 Wolpert D H, Macready W G. No free lunch theorems for optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1997, **1**(1): 67–82

155 Chen J, Xin B, Peng Z H, Dou L H, Zhang J. Optimal contraction theorem for exploration-exploitation tradeoff in search and optimization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 2009, **39**(3): 680–691



辛 斌 北京理工大学自动化学院讲师。2004 年获得北京理工大学信息工程专业学士学位, 2012 年获得北京理工大学控制科学与工程专业博士学位。主要研究方向为智能优化, 组合优化, 进化计算。

E-mail: brucebin@bit.edu.cn

(XIN Bin Lecturer at the School of Automation, Beijing Institute of Technology.)

He received his bachelor degree in information engineering from Beijing Institute of Technology in 2004, and the Ph.D. degree in control science and engineering from Beijing Institute of Technology in 2012. His research interest covers intelligent optimization, combinatorial optimization, and evolutionary computation.)



陈 杰 北京理工大学自动化学院教授。1986 年, 1996 年和 2000 年分别获得北京理工大学控制科学与工程专业学士学位、硕士学位和博士学位。主要研究方向为复杂系统智能控制与优化。本文通信作者。E-mail: chenjie@bit.edu.cn

(CHEN Jie Professor at the School of Automation, Beijing Institute of

Technology. He received his bachelor, master, and Ph.D. degrees in control science and engineering from Beijing Institute of Technology, in 1986, 1996 and 2000, respectively. His main research interest is intelligent control and optimization of complex systems. Corresponding author of this paper.)



彭志红 北京理工大学自动化学院教授。2000 年获得中南大学控制理论与控制工程专业博士学位。主要研究方向为智能信息处理, 智能控制, 智能优化。

E-mail: peng@bit.edu.cn

(PENG Zhi-Hong Professor at the School of Automation, Beijing Institute of Technology. She received her Ph.D.

degree in control theory and control engineering from Central South University in 2000. Her research interest covers intelligent information processing, intelligent control, and intelligent optimization.)