

Meta-heuristic 算法研究进展*

王 凌 郑大钟

(清华大学自动化系 北京 100084)

摘 要 对模拟退火、遗传算法和禁忌搜索法等代表性meta-heuristic 算法在理论与应用方面的研究进行综述,探讨算法结构和研究体系上的统一性,并归纳指出其发展方向。

关键词 meta-heuristic 算法, 模拟退火, 遗传算法, 禁忌搜索法

分类号 O 232

Meta-heuristic Algorithms: A Review

W ang L ing, Zheng D azhong

(Tsinghua University)

Abstract A review on the theory and application research and the further efforts for some typical meta-heuristics, such as simulated annealing, genetic algorithm, tabu search, is presented. Moreover, the generalization principles of the structure and study systematization for the meta-heuristics are stressed.

Key words meta-heuristic, simulated annealing, genetic algorithm, tabu search

1 引 言

近年来,基于生物学、物理学和人工智能,发展了一些具有全局优化性能且通用性强的meta-heuristic 算法。因其高效的优化性能、无需问题特殊信息等优点,受到各领域广泛的关注和应用。研究较多的meta-heuristic 算法有模拟退火(SA)^[1]、遗传算法(GA)^[2]、禁忌搜索(TS)^[3]、进化规划(EP)^[4]、进化策略(ES)^[5]和混沌搜索(CS)^[6]等。它们在算法结构、研究内容与方式上具有较大的相似性,但由于机制和侧重点的差异导致研究成果相当分散。

鉴于SA、GA和TS在meta-heuristic 算法中的代表性及其研究的深入、广泛和相似性,本文主要综述它们在理论与应用方面的研究,归纳出其研究的发展方向,同时探讨算法结构和研究体系上的统一性。

2 Meta-heuristic 算法机制、特点及其一般框架

SA、GA和TS作为具有全局优化性能的meta-heuristic 算法代表,与人工神经网络统称为四大现代启发式算法,具有区别于常规算法的搜索机制和特点。SA是基于Mente Carlo 迭代求解的一种全局概率型搜索算法,首先由Kirkpatrick等人用于组合优化^[1];GA是Holland^[2]研究自然遗传现象与人工系统的自适应行为时,借鉴“优胜劣汰”的生物进化与遗传思想而提出的一种全局性并行搜索算法;GA注重父代与子代遗传细节上的联系(强调染色体操作);EP和ES则侧重父代与子代表现行为上的联系(强调物种层的行为变化);TS是Glove^[3]模拟智能过程而提出的一种具有记忆功能的全局逐步优化算法。

各种meta-heuristic 算法在优化机制方面存在一定的差异,但优化流程却具有较大的相似性,均是一种“邻域搜索”框架。算法从一个(一组)初始解出发,在算法参数的控制下通过邻域函数产生若干邻域解,按接受准则(确定性、概率性或混沌方式)更新当前状态,然后按参数修改准则调节控制参数,如此重复以上搜索过程直至算法终止准则满足,最终得到问题的优化解。搜索方式(并行或串行)、邻域函数、状态更新方式、算法参数及其修改方式、算法收

* 国家自然科学基金项目(69684001)和国家攀登计划项目

1998- 12- 31 收稿, 1999- 03- 07 修回

敛准则是算法的核心。SA 是一种串行优化算法, 每步仅随机尝试当前状态邻域中的一个状态, 同时通过控制“温度”来控制状态更新概率, 从而在搜索过程中具有避免局部极小的能力并最终趋于全局最优。GA 是一种并行优化算法, 尤其具有很大的隐含并行性, 在码空间以一定概率通过对种群的不断选择、交叉和变异操作达到群体并行进化目的。TS 是一种串行优化算法, 通过记忆近期操作的存储结构来避免状态的重复出现, 并结合藐视准则实现全局快速搜索。初始温度、退温函数、状态产生方式、抽样稳定准则是影响 SA 性能的关键因素; 种群数目、复制、交叉及变异操作和操作概率是影响 GA 性能的关键因素; 禁忌表大小、邻域函数结构与数量是影响 TS 性能的关键因素。对于 meta-heuristic 算法的收敛准则, 通常采用结合收敛性条件且注重搜索效率的启发式判据, 如给定最大迭代步数, 最优解连续不变的最大次数, 搜索序列对应的平均值与最优值的最小偏差等。

鉴于 meta-heuristic 算法在结构框架和理论与应用研究上的相似性, 作者认为, 对目前分散的研究成果应给予归纳总结, 并确立适当的研究体系, 使其得到系统化的发展。

3 理论研究概述

Meta-heuristic 算法的理论研究主要包括算法的收敛性和收敛速度估计, 以及为改善算法性能而进行的控制参数与搜索算子的选择、算法结构研究、算法比较研究等。

3.1 收敛性与鲁棒性研究

算法的全局收敛性研究是算法理论研究的重要方面。尽管模式定理^[2]定性说明了适配值高、长度短且阶数低的模式数量随时间至少以指数增长, 但它不能严格说明算法的全局收敛性。马氏链已成为分析收敛性的有力工具。业已证明在退温函数满足一定条件时, SA 算法以概率 1 收敛到全局最优^[7,8]。Goldberg 等^[9]首先用马氏链分析 GA 的收敛性; Eiben 等^[10]用马氏链证明了保优 GA 全局收敛; Rudolph^[11]用齐次马氏链证明了标准 GA 不具全局收敛性而保优 GA 全局收敛; Qi 等^[12]用马氏链分析了种群规模无穷时浮点数编码 GA 的收敛性。Faigle 等^[13]得到了概率型 TS 的一些收敛结果; 王凌等^[14]证明了将 SA 溶于 GA 的混合算法在退温函数的控制下全局收敛; 张讲社等^[15]证明了父代参加

竞争是 SA 和 GA 组合算法收敛的充要条件, 数值仿真表明了混合策略较强的避免局部极小能力和快速收敛性。

算法收敛速度估计的研究能从理论上对算法提供评判标准和改进方向。Mitra 等^[7]研究了 SA 的收敛速度; Buck 等^[16]研究了 GA 达到全局最优解的时间复杂性; 彭宏等^[17]得到了保优 GA 收敛速度的一个粗略估计。算法鲁棒性研究主要是探讨算法性能受环境或算法参数的影响。Keane^[18]对多峰问题研究了 GA 的收敛性和鲁棒性; 王凌等^[19]以 flow-shop 为例研究了 SA 的初值鲁棒性。然而, 目前对算法的理论研究均基于简单的理想模型, 研究成果与实际算法实施仍有距离。因此对复杂或实际算法的理论研究, 尤其是收敛速度估计和鲁棒性的研究仍需大力探讨。

3.2 算法参数的选择研究

算法参数是影响算法性能和效率的关键, 如何确定最优参数使算法性能最佳, 本身就是一个极其复杂的优化问题。由于参数空间的庞大和各参数间的相关性, 尚无确定最优参数的一般方法, 目前在求解实际问题时主要是凭经验选取算法参数。

SA 的收敛性要求初温应足够高, 使解空间各状态能以几乎相同的概率出现; 每一温度下的抽样次数应足够多或与状态接受函数相关的退温速度应足够慢, 使马氏链能达到平稳分布; 同时, 终止温度应足够小以保证算法最终收敛到全局极小。王凌等^[19]以 flow-shop 为例研究了 SA 初温、退温速率、邻域结构和初始状态对算法性能的影响; Park 等^[20]提出用非线性规划确定 SA 最优参数的系统化流程, 并与凭实验经验选取参数的 SA 算法进行比较, 验证了其有效性。

对于遗传算法, 种群数影响算法的有效性, 太小则不能提供足够的采样点而导致较差的优化性能, 反之则会增加计算量以致搜索时间过长; 交叉概率控制交叉操作的频率, 太大会较快破坏高配值的个体, 反之则使搜索停止不前; 变异用以加大种群的多样性, 其概率太小则难以产生新个体, 太大则导致随机搜索。Grefenstette^[21]提出用 GA 来优化 GA 参数的数值方法, 其适用范围较广, 但工作量大且难以进行严格的理论分析; Davis^[22]提出了交叉和变异概率随遗传操作的在线性能而自适应取值的有效方法。此外, 对二进制编码的 GA, Goldberg^[23]提出了串长可变的算法, 取得了较好的效果。

影响 TS 性能的参数主要是禁忌表大小、邻域

结构和数量、藐视准则和禁忌准则的设置。Glove^[3]对 TS 的结构、参数等方面进行了详细描述和讨论; Lee 等^[24]研究了 SA、GA 和 TS 在资源受限的项目调度问题中的应用,同时探讨了各算法参数对优化性能的影响; Sexton 等^[25]针对神经网络的训练问题提出一种禁忌表大小可变的改进 TS 算法,对不同大小的禁忌表长度、邻域数量和搜索次数做了深入研究。

3.3 算法操作的研究

算法操作是算法实施优化进程的关键步骤,设计优良的操作对改善算法性能和提高算法效率具有重大作用。从搜索结构上考虑,邻域函数结构(状态产生方式)、状态更新方式和收敛(或稳定)判据最重要,关键参数的控制可归入参数选择的研究内容。邻域大小和结构的选择应从计算效率考虑,保证侯选解在一定程度上遍布全解空间。状态更新方式的选择在使算法具有进化功能的同时,也应具有避免局部极小的能力。由于 GA 的并行性以及遗传操作的复杂与多样性,这方面以 GA 的研究为多。由于基于马氏链的收敛条件在求解实际问题时难以实行,同时缺乏常规数学方法严格的收敛判据,meta-heuristic 算法通常在结合收敛性理论条件的同时,采用注重搜索效率的启发式收敛判据。

SA 的接受函数采用概率方式保证了算法的突跳性,尽管邻域函数结构具有多样性,但算法每步仅随机尝试邻域中的一次采样。TS 通常采用贪婪思想与禁忌准则来接受邻域中的最优解,其局部搜索能力显然优于 SA,因此邻域的大小对 TS 性能的影响较大。对组合优化问题,邻域函数通常可采用交换、插入、倒位等方式;对函数优化问题,邻域函数则可借鉴 GA 的变异操作。王凌等^[19]探讨了几种 SA 邻域函数在调度中的影响; Glover 等^[26]提出了自适应记忆的 TS 算法; Sexton 等^[25]研究了改变禁忌表结构的影响。

对 GA 而言,新状态或种群的产生是通过并行化遗传操作实现的。复制操作用于避免基因的丢失以提高全局收敛性和计算效率;交叉操作是 GA 区别于其他进化算法的重要特征,用于组合产生新个体以实施解空间的有效搜索,并降低对有效模式的破坏概率;变异操作用于增加种群的多样性。在复制操作方面,DeJong^[27]和 Brindle^[28]分别提出了轮盘赌选择,但因其选择误差较大,又提出了无回放式随机采样操作; Brindle^[28]还提出一种选择误差更小、操作简单的确定式采样和应用较广的无回放式余数

随机采样。常用的交叉算子还有单点和多点交叉操作^[27],循环交叉,双点交叉,置换交叉,算术交叉,后发式交叉等^[23]。

组合优化中变异操作与 SA 状态产生函数研究较类似。在符号和实数编码中还有常规突变、均匀和非均匀突变等^[23]。此外,延长曾经适配值高而当前较差的基因块寿命的双倍体与显性遗传,保留最优个体的优先策略,用部分优质子串更新部分父串来保留优质父串的静态繁殖,分离与异位等^[27]高级操作也得到研究。随着人们对算法机制与功能以及对自然更深入的理解与研究,模拟自然科学思想来实施优化的算法操作研究会得到进一步发展。

3.4 算法结构与混合算法的研究

为提高优化性能和效率,近年来发展了一些新颖的搜索机制和并行、混合搜索算法。刘岩等^[30]鉴于 SA 搜索序列不单调以及低温时难以在局部极小点突跳的缺点,提出了带有单调升温过程的 SA 算法,提高了算法的持续搜索能力; Krishnakumar^[31]针对 GA 中种群数目大而造成适配值计算费时的瓶颈问题,提出了称为 μ GA 的小群体方法,显示了较高的计算效率和动态系统优化潜力; Poths 等^[32]为克服 GA 的早熟现象,提出了基于迁移和人工选择的 GA (GAMAS); Zhou 等^[6]提出了 SA 与混沌相结合的搜索策略,提高了全局优化度和鲁棒性; Mahfoud 等^[33]和 Huntley 等^[34]分别提出了并行组合 SA 算法和结合局部搜索的并行 GA 算法; Bos-enink 等^[35]提出了 Boltzmann-Darwin 优化策略; 王凌等^[14]和张讲社等^[15]分别提出了 GA SA 混合策略以克服 SA 收敛缓慢和 GA 易早熟的缺点。此外,还有 GA 或 SA 与模糊集结合的混合算法^[36], GA 与爬山法、梯度法等局部搜索算法的结合^[23], TS 与基于线性规划的下降法的结合^[37], SA 和 TS 的结合^[38]。

研究表明,新型的算法结构或混合算法对算法性能和效率有较大幅度的改善。此外,结合实际应用或理论问题对算法进行对比研究也是算法研究中值得关注的内容。它有助于分析算法的性能和适用域,且由比较可发现各算法独特的优点和不足,以便改进结构、参数或操作,发展各种可能的高效混合算法。

4 应用研究概述

由于 meta-heuristic 算法具有很强的通用性,

且无需问题的特殊信息,因此,其应用领域非常广泛。目前主要的应用领域包括:

1) 函数优化与组合优化:如Yong等^[39]提出的函数优化的退火进化算法;Brindle^[28]研究了GA在函数优化中的理论与应用;Blue等^[37]利用TS与基于线性规划的下降法结合搜索连续可微函数的极值点;Goldberg^[23]利用基于二进制编码的GA来优化函数,并提出若干Benchmark问题;有约束SA P的TS求解^[40]和TSP的求解^[41]等。

2) 电路设计:如VLSI设计中元件布置问题的基于并行机的并行组合SA算法^[42];电路分区问题的求解^[38];电路的速度和容量优化^[43]等。

3) 生产调度:如Flow-shop和Job-shop问题的求解^[44];操作时间可变且设置时间与排序相关的JIT调度问题^[45];多目标的装配线平衡问题的求解^[46];设置时间与排序相关的E/T调度问题^[47];生产线中缓冲区设置及其大小的确定问题^[48]等。

4) 神经网络设计:结构设计和发展高效的学习算法是神经网络当今面临的主要问题之一,meta-heuristic算法已成为解决这些问题的有力工具,尤其是遗传算法。王凌等^[49]提出了前向网络的两种混合训练算法;Angeline等^[50]提出了回归网的构造进化算法;Sexton等^[25]利用TS来优化网络权值。

5) 控制工程:如PD调节问题的研究^[51];AR-MAX模型的辨识和预报研究^[52]等。

6) 机器学习和模式识别:如机器学习视觉识别问题的研究^[53];冗余机器人的逆运动问题的求解^[54];模糊聚类问题的研究^[55]等。

7) 通讯:如电信网络的布线问题^[22];宽带通讯网络的拓扑优化问题^[56];通讯网络呼叫允许问题^[57]等。

此外,meta-heuristic算法的研究还渗透到光学、电力、计算机科学、航空航天、交通、经济和管理等领域,在此不一一列举。

5 发展性研究

Meta-heuristic算法的研究,无论是理论方面还是应用方面均处于不断发展中,已有的研究成果相对比较分散。鉴于各种meta-heuristic算法结构与研究的相似性,算法在注重个别问题的同时,应强调算法体系的研究,促使算法系统的发展。分析目前的研究现状和发展方向,meta-heuristic算法的发展性研究主要包括以下几方面:

1) 归纳总结已有的分散成果,建立邻域算法的统一结构体系和理论研究体系;

2) 寻求新的数学工具和分析方法,建立算法复杂性、收敛性和鲁棒性的分析研究理论,对算法收敛速度和优化度进行估计;

3) 基于数学和计算机进行研究,尤其是算法的比较研究,提供控制参数选取的理论指导和规律性结论,提出搜索进入局部极小的合理判断准则;

4) 针对搜索全局性、快速性和鲁棒性,发展新的优化机制和优化操作,尤其是基于算法统一框架发展高效的混合优化算法,包括:不同搜索机制的结合(如SA的概率突跳性,GA的并行搜索能力,TS较强的局部搜索能力及其记忆功能,CS的遍历性搜索等),全局性与局部性搜索算法的结合,通用算法与问题特殊信息的结合等;

5) 利用并行计算机技术,发展高效的并行或分布式优化算法;

6) 分析并处理优化问题中的关键因素,降低问题的难度,如将NP难题在一定条件下转化为非NP难题,对大规模问题进行分解处理以降低复杂度,提高优化效率;

7) 拓宽算法的应用领域,支持与发展算法理论,总结算法的适用域;

8) 研制算法软件和硬件,注重开放性设计,以便算法的不断扩充与综合。

6 结 语

本文综述了meta-heuristic算法(主要是SA、GA和TS)在理论和应用研究方面的成果,并归纳出算法的发展性研究方向。作者认为在进行各种算法理论与应用研究的同时,应注重统一的结构框架和研究体系,建立统一算法理论,系统地引导算法各方面的研究,进而发展新颖的混合策略或并行算法。随着对算法更深的理解,吸收交叉学科的成果,引入新的研究工具并伴随应用领域的成果,meta-heuristic算法的理论体系会更加完整,并得到系统化发展;应用领域会逐步拓宽并发挥更大的潜力,展现出更广阔的前景。

参 考 文 献

- 1 Kirkpatrick S, Gelatt C D, Vecchi M P. Optimization by simulated annealing Science, 1983, 220: 671_680
- 2 Holland J H. A adaptation in natural and artificial systems Boston: MIT Press, 1992

- 3 Glover F. Tabu search—Part I. *ORSA J on Computing*, 1989, 1: 190_ 206
- 4 Fogel D B. Applying evolutionary programming to selected traveling salesman problems. *Cybernetics and System*, 1993, 24: 27_ 36
- 5 Fogel D B. An introduction to simulated evolutionary optimization. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1994, 5(1): 3_ 14
- 6 Zhou C S, Chen T L. Chaotic annealing for optimization. *Physical Review E*, 1997, 55(3): 2580_ 2587
- 7 Mitra D, Romeo F, Vincentelli A S. Convergence and finite-time behavior of simulated annealing. *Adv Appl Prob*, 1986, 18: 747_ 771
- 8 Hajek B. Cooling schedules for optimal annealing. *Math Oper Res*, 1988, 13(2): 311_ 329
- 9 Goldberg D E, Segrest P. Finite Markov chain analysis of genetic algorithm. In: *Proc of the Second Int Conf on Genetic Algorithms*. 1987. 1_ 8
- 10 Eiben A E, Aarts E H, Van Hee K M. Global convergence of genetic algorithms: An infinite Markov chain analysis. In: *Parallel Problem Solving from Nature*. Berlin: Springer-Verlag, 1991. 4_ 12
- 11 Rudolph G. Convergence properties of canonical genetic algorithms. *IEEE Trans on Neural Network*, 1994, 5(1): 96_ 101
- 12 Qi X, Palmieri F. Theoretical analysis of evolutionary algorithms with an infinite population size in continuous space—Part I: Basic properties of selection and mutation. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1994, 5(1): 102_ 119
- 13 Faigle U, Kern W. Some convergence results for probabilistic tabu search. *ORSA J on Computing*, 1992, 4(1): 32_ 37
- 14 王凌, 郑大钟. 一类 GA-SA 混合策略及其收敛性研究. *控制与决策*, 1998, 13(6): 699—672
- 15 张讲社, 徐宗本, 梁怡. 整体退火遗传算法及其收敛充要条件. *中国科学(E 辑)*, 1997, 27(2): 154—164
- 16 Back T. The interaction of mutation rate, selection and self-adaption within genetic algorithms. In: *Parallel Problem Solving from Nature II*. Amsterdam, North Holland, 1992. 15_ 25
- 17 彭宏, 王兴华. 具有 Elitist 选择的遗传算法的收敛速度估计. *科学通报*, 1997, 42(2): 144—147
- 18 Keane A J. Genetic algorithm optimization of multi-peak problems: Studies in convergence and robustness. *Artificial Intelligence in Engineering*, 1995, 9(2): 75_ 83
- 19 王凌, 郑大钟. 模拟退火算法求解 Flow-shop 问题的研究. 见: 1997 中国控制与决策学术年会论文集. 沈阳: 东北大学出版社, 1997. 390—394
- 20 Park M, Kim Y. A systematic procedure for setting parameters in simulated annealing algorithms. *Computers & Operations Research*, 1998, 25(3): 207_ 217
- 21 Grefenstette J J. Optimization of control parameters for genetic algorithms. *IEEE Trans on Syst, Man & Cybern*, 1986, 16(1): 122_ 128
- 22 Davis L. *Handbook of genetic algorithms*. New York: Van Nostrand Reinhold, 1991
- 23 Goldberg D E. *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. MA: Addison-Wesley, 1989
- 24 Lee J, Kim Y. Search heuristics for resource constrained project scheduling. *J of Operational Research Society*, 1996, 47: 678_ 689
- 25 Sexton R S, Alidaee B, Dorsey R E *et al*. Global optimization for artificial neural networks: A tabu search application. *European J Operational Research*, 1998, 106(2/3): 570_ 584
- 26 Glover F, Kochenberger G A, Alidaee B. Adaptive memory tabu search for binary quadratic programs. *Management Science*, 1998, 44(3): 336_ 345
- 27 De Jong K A. An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems. Ph D Dissertation, Univ of Microfilms, 1975
- 28 Brindle A. Genetic algorithms for function optimization. Doctoral Dissertation, Univ of Alberta, 1981
- 29 Starkweather T. A comparison of genetic sequencing operators. In: *Proc 4th Int Conf Genetic Algorithms*. Los Angeles: Morgan Kaufmann Publishers, 1991. 69_ 76
- 30 刘岩, 韩承德, 王义和, 等. 模拟退火的背景与单调升温的模拟退火算法. *计算机研究与发展*, 1996, 33(1): 4—10
- 31 Krishnakumar K. Micro-genetic algorithms for stationary and non-stationary function optimization. *SPIE Intelligent Control and Adaptive Systems*, 1989, 1196: 289_ 296
- 32 Poetsch J C, Giddens T D, Yadaw S B. The development and evaluation for an improved genetic algorithm based on migration and artificial selection. *IEEE Trans on Syst, Man & Cybern*, 1994, 24(1): 73_ 86
- 33 Mahfoud S W, Goldberg D E. Parallel recombinative simulated annealing: A genetic algorithm. *Parallel Computing*, 1995, 21: 1_ 28
- 34 Huntley C L, Brown D E. Parallel genetic algorithms with local search. *Computers Ops Res*, 1996, 23(6): 1_ 10

- 559_ 571
- 35 Bosenink T, Ebeling W, Engel A. Boltzmann and Darwin strategies in complex optimization. *Physics Letters A*, 1987, 125(6/7): 307_ 310
 - 36 Wong K P, Wong Y W. Combined genetic algorithms/simulated annealing/fuzzy set approach to short-term generation scheduling with take-or-pay fuel contract. *IEEE Trans on Power Systems*, 1996, 11(1): 128_ 136
 - 37 Blue J A, Bennett K P. Hybrid extreme point tabu search. *European J of Operational Research*, 1998, 106(2/3): 676_ 688
 - 38 Gil C, Ortega J. Meta-heuristic for circuit partition in parallel test generation. In: *Parallel and Distributed Processing* 1998 315_ 323
 - 39 Yong L, Lishan K, Evans D J. The annealing evolution algorithm as function optimizer. *Parallel Computing*, 1995, 21(3): 389_ 400
 - 40 Nonobe K, Ibaraki T. A tabu search approach to the constraint satisfaction problem as a general problem solver. *European J of Operational Research*, 1998, 106(2/3): 599_ 623
 - 41 王凌, 郑大钟. TSP 问题次优化求解方法的比较. *控制与决策*, 1998, 13(1): 79—83
 - 42 Kurbel K, Schneider B, Singh K. Solving optimization problems by parallel recombinative simulated annealing on a parallel computer—An application to standard cell placement in VLSI design. *IEEE Trans on SMC*, 1998, 28(3): 454_ 461
 - 43 Sait SM, Youssef H. Cmos/Bicmos mixed design using tabu search. *Electronics Letters*, 1998, 34(14): 1395_ 1396
 - 44 Croce F D, Tadei R, Volta G. A genetic algorithm for the job shop problem. *Computers Ops Res*, 1995, 22(1): 15_ 24
 - 45 Kolahan F, Liang M. An adaptive TS approach to JIT sequencing with variable processing times and sequence-dependent setups. *European J of Operational Research*, 1998, 109(1): 142_ 159
 - 46 Kim Y K, Kim Y J, Kim Y. Genetic algorithms for assembly line balancing with various objectives. *Computers Ind Engng*, 1996, 30(3): 397_ 409
 - 47 Wang L, Wang M. A hybrid algorithm for earliness-tardiness scheduling problem with sequence dependent setup time. In: *Proc of the 36th IEEE Conf on Decision and Control* 1997, 2: 1219_ 1222
 - 48 Lutz C M, Davis K R, Sun M. Determining buffer location and size in production lines using tabu search. *European J of Operational Research*, 1998(2/3): 301_ 316
 - 49 王凌, 郑大钟. 前向网络的两种混合学习策略. *清华大学学报*, 1998, 38(9): 95—97
 - 50 Angeline P J, Saunders G M, Pollack J B. An evolutionary algorithm that constructs recurrent neural networks. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1994, 5(1): 54_ 65
 - 51 Potter B, Jones A H. Genetic tuning of digital PID controllers. *Electronic Letters*, 1992, 28(9): 834_ 844
 - 52 Yang H T, Huang C M, Huang C L. Identification of ARMAX model for short term load forecasting: An evolutionary programming approach. *IEEE Trans on Power Systems*, 1996, 11(1): 403_ 408
 - 53 Englander A C. Machine learning of visual recognition using genetic algorithms. In: *Proc of the 1st Int Conf on Genetic Algorithms and Their Application* 1985 197_ 201
 - 54 Parker J K, Goldberg D E. Inverse kinematics of redundant robots using genetic algorithms. In: *IEEE Int Conf on Robotics and Automation* 1989 271_ 275
 - 55 Al-Sultan K S, Fedjki C A. A tabu search-based algorithm for the fuzzy clustering problem. *Pattern Recognition*, 1997, 30(12): 2023_ 2030
 - 56 Costamagna E, Fanni A, Giacinto G. A tabu search algorithm for the optimization of telecommunication networks. *European J of Operational Research*, 1998, 106(2/3): 357_ 372
 - 57 Rose C, Yates R D. Genetic algorithms and call admission to telecommunications networks. *Computers Ops Res*, 1996, 23(5): 485_ 499

作者简介

王凌 男, 1972 年生. 1995 年获清华大学生产过程自动化及自动检测专业学士学位, 现攻读清华大学自动控制理论及应用专业博士学位. 主要研究方向为混合动态系统, 优化调度和神经网络.

郑大钟 男, 1935 年生. 现为清华大学自动化系教授, 博士生导师. 研究领域为线性系统理论, 大系统分散控制, 控制系统的鲁棒性, DEDS, 混合动态系统等.