

一种 GASA 混合优化策略*

王 凌 郑大钟

(清华大学自动化系·北京, 100084)

摘要: 结合遗传算法的并行搜索结构和模拟退火的概率突跳性, 提出了一种高效的 GASA 混合优化策略. 基于典型 TSP 问题的仿真研究表明, 混合策略的优化性能较单一算法和启发式算法有很大改善.

关键词: 遗传算法; 模拟退火; GASA 混合优化策略; TSP

文献标识码: A

A Kind of GASA Hybrid Optimization Strategy

WANG Ling and ZHENG Dazhong

(Department of Automation, Tsinghua University · Beijing, 100084, P. R. China)

Abstract: Combining the parallel searching structure of genetic algorithm with the probabilistic jumping property of simulated annealing, a kind of GASA hybrid optimization strategy is proposed. Simulation results based on typical TSPs show that the performances of the hybrid strategy are greatly improved than those of simple algorithms and heuristic methods.

Key words: genetic algorithm; simulated annealing; GASA hybrid optimization strategy; TSP

1 引言 (Introduction)

随着计算机技术和优化技术的发展, 模拟退火算法 (simulated annealing, SA)^[1] 和遗传算法 (genetic algorithm, GA)^[2] 近年来得到了深入的研究和广泛的应用. 研究表明^[3], SA 取得优良的优化性能要求较高初温、较长抽样步数和较低终止温度, 因而搜索时间很长; GA 易发生早熟收敛现象, 而改善其性能需要增大种群数目或采用高级的进化策略; 同时两者的算法参数均很难确定. 本文有机结合 GA 的并行搜索结构和 SA 的概率突跳特性, 提出一种高效的 GASA 混合优化策略. 通过基于典型旅行商问题 (traveling salesman problem, TSP)^[4] 的仿真研究验证了混合策略相对单一算法、启发式算法的优越性.

2 GASA 混合优化策略 (GASA hybrid optimization strategy)

本文结合 GA 和 SA 开发混合策略的主要出发点可归纳如下:

1) 机制的融合. GA 和 SA 均是基于概率分布机制的算法. 其中, SA 通过赋予搜索过程一种时变且最终趋于零的概率突跳性, 从而有效避免陷入局部极小并最终趋于全局最优; GA 通过概率意义下的

基于“优生劣汰”思想的群体遗传操作来实现优化. 两者混合, 有利于丰富优化中的搜索行为, 同时增强全局和局部意义下的搜索能力和效率.

2) 结构的互补. SA 采用串行优化结构, GA 采用并行搜索, 两者结合可使 SA 成为并行 SA, 从而提高优化性能. 同时 SA 作为一种自适应变概率的变异可增强和补充 GA 的进化能力.

3) 操作的结合. SA 的状态产生和接受操作每时刻仅保留一个解, 缺乏冗余和历史搜索信息; 而 GA 的复制操作能够在下一代中保留种群中的优良个体, 交叉能够使后代在一定程度上继承父代的优良模式, 变异能够加强种群中个体的多样性. 这些作用不同的优化操作相结合, 可丰富优化过程中的邻域搜索结构, 增强全空间的搜索能力.

4) 行为的互补. 复制操作对当前种群外的解空间无探索能力, 各个体分布“畸形”时交叉的进化能力有限, 小概率变异很难增加种群的多样性, 所以若收敛准则设计不好则 GA 经常会出现进化缓慢或“早熟”收敛现象. 另一方面, SA 的优化行为对退温历程有很强的依赖性, 而理论上的全局收敛对退温历程的限制条件很苛刻, 因此 SA 优化时间性能较差. 两者结合, SA 的两准则可控制收敛性以避免出

* 基金项目: 国家自然科学基金(60074012)和国家攀登计划(970211017)资助项目.

收稿日期: 1998-11-16; 收修改稿日期: 2000-07-19.

现“早熟”收敛现象,并行化的抽样过程可提高算法的优化时间性能。

5) 削弱参数选择的苛刻性. SA 的收敛条件导致参数选择较为苛刻,甚至不实用;GA 的参数无明确的选择指导,设计时均要通过大量的试验和经验来确定.两者混合可使各方面的搜索能力均有提高,从而削弱对参数选择苛刻性。

基于上述出发点,构造出一类高效的 GASA 混合优化策略,如图 1 所示。

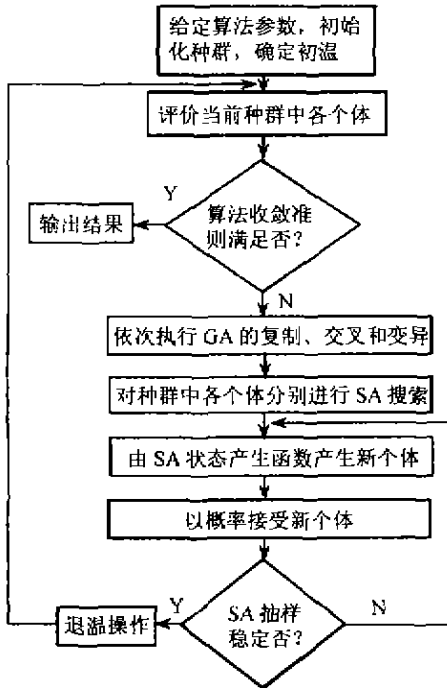


图 1 GASA 混合策略流程图

Fig. 1 Procedure of GASA hybrid strategy

混合优化策略的特点可归纳如下:

1) GASA 是标准 GA, SA 和并行 SA 的一个统一结构。

2) GASA 是一个两层并行搜索结构. 进程层次上在各温度下串行地依次进行 GA 和 SA 搜索, 其中 SA 的初始解来自 GA 的进化结果, SA 经抽样过程得到的解又成为 GA 进一步进化的初始种群. 空间层次上 GA 提供了并行搜索结构, 使 SA 并行化, 因此混合算法始终进行群体并行优化。

3) GASA 利用了不同的邻域搜索结构. 混合算法的优化过程中包含了 GA 的复制、交叉、变异和 SA 的状态产生函数等不同的搜索结构, 复制操作有利于产生优良模式的冗余信息, 交叉操作有利于后代继承父代的优良模式, 高温下的 SA 操作有利于状态的全局大范围迁移, 变异和低温下的 SA 操作

有利于状态的局部小范围趋化性移动, 从而增强了算法在解空间中的探索能力和效率。

4) GASA 的搜索行为可控. 混合策略的搜索行为可通过退温历程加以控制. 控制初温可控制初始搜索行为, 控制温度的高低可控制突跳能力的强弱, 控制温度的下降速率可控制突跳能力的下降幅度, 控制抽样次数可控制各温度下搜索能力。

5) 混合策略利用了双重准则. 抽样稳定准则可判定各温度下算法的搜索行为, 也是由 SA 切换到 GA 的条件. 算法终止准则可判定优化性能的变化趋势和最终优化性能。

由此可见, 在优化机制、结构和行为上, 混合策略均结合了两者的特点, 使各自的搜索能力得到补充, 弱点得到弥补, 它是一种优化能力、效率和可靠性较高的优化方法。

3 仿真研究 (Simulation)

作为典型的 NP 难题, TSP 一直是算法性能研究的算例. 在此以常用的 30、50 和 75 城市算例 (Fogel^[4]) 用 EP 得到各问题的优化值为 423.741、427.855 和 549.18) 对 GASA 与贪婪法、SA、并行 SA (PSA)、GA 和 2opt^[5] 作比较, 其中 2opt 被公认为是利用问题信息求解 TSP 的有效启发式算法. 取种群数 10, 交叉、变异概率分别为 0.99 和 0.9, 指数退温速率为 0.9, 初温为初态目标值的均方值, 退温条件为最优值连续 20 步不变, 最优值连续 20 次退温不变则终止算法, 选择、交叉、变异和 SA 状态产生函数分别采用比例选择、部分映射、逆序和互换^[2]. 各算法对各算例均随机运行 20 次, 统计结果如表 1, 其中用于考虑初值影响的波动率指平均优化值与 Fogel 的优化结果的相对误差。

由仿真结果可得到如下结论:

1) 混合优化策略的全局优化度最高. 对各算例均能得到最优解 (优于 Fogel 的结果), 且其平均优化度优于一些对比性算法的最佳优化度。

2) 混合优化策略的初值鲁棒性能最高, 波动率小, 优化结果可靠。

3) 混合优化策略的平均进化代数相对 SA 和 PSA 有较大的改善, 由于自适应增加一定的优化步数而克服了 GA 易早熟收敛的弱点. 对于 75 城市算例的仿真发现: 去除算法终止准则的判断, GA 约 100 代后收敛到局部极小, 呈现出明显的早熟收敛; SA 和 PSA 约 1000 代后收敛, 搜索过程冗长; GASA 约 500 后收敛, 且优化质量较 GA, SA 明显改善. 此外, 即使以相同时间搜索, 单一算法的优化性能仍距混合策略有很大差距^[3]。

表 1 仿真结果比较

Table 1 Comparisons of simulation results

算法	性能	30 城市 TSP	50 城市 TSP	75 城市 TSP
GASA 法	最佳优化值	423.741	427.855	542.309
	波动率	0%	1.688%	2.411%
	平均进化代数	554	738	870
贪婪法	最佳优化值	473.331	489.188	607.212
SA + 2opt 法	最佳优化值	423.741	431.556	560.339
	波动率	2.995%	4.411%	5.563%
	平均进化代数	1018	1345	1693
PSA + 2opt 法	最佳优化值	423.741	431.89	560.85
	波动率	0.274%	3.508%	4.684%
	平均进化代数	1012	1343	1718
GA + 2opt 法	最佳优化值	423.95	443.155	566.27
	波动率	4.073%	6.824%	8.136%
	平均进化代数	404	409	425

此外,仿真中还得到如下结论:

1) SA 和 PSA 的优化解可通过 2opt 操作进一步改进,因此单一互换操作即使在并行搜索的情况下仍难以消除交叉路径,对大规模问题尤其如此.

2) GASA 中融合了部分映射、逆序和互换操作,一方面算法自身能够完全消除交叉路径,无须采用 2opt 操作进行改进,另一方面算法自身具有避免陷入局部极小的能力,全局优化度较高.

3) 贪婪法和 2opt 法对问题结构(点的分布)具有很强的依赖性.

因此,对于复杂优化问题,尤其是 NP 难题,单一机制的优化算法很难实现全局优化且效率较低,结合多种优化机制和邻域搜索结构的混合策略是提高全局优化度和鲁棒性的有力途径,并可一定程度上放松对单一算法参数选择的苛刻性.对于多极小优化问题,混合策略的优化性能将体现出更明显的优越性^[3].

参考文献(References)

- [1] Kirkpatrick S, Gelatt C D and Vecchi M P. Optimization by simulated annealing [J]. Science, 1983, 220(4598):671-680
- [2] Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning [M]. Reading, MA: Addison-Wesley, 1989
- [3] Wang Ling. Study on some problems for hybrid optimization strategies and neural networks [D]. Beijing: Tsinghua University, 1999 (in Chinese)
- [4] Fogel D B. Applying evolutionary programming to selected traveling salesman problems [J]. Cybernetics and Systems, 1993, 24(1):27-36
- [5] Okada M, Taji K and Fukushima M. Probabilistic analysis of 2-opt for travelling salesman problems [J]. Int. J. Systems Science, 1998, 29(3):297-310

本文作者简介

王凌 1972 年生,1999 年在清华大学自动化系获博士学位,主要研究优化算法、神经网络等.

郑大钟 1935 年生,现为清华大学自动化系教授,博士生导师,研究领域包括线性系统理论,最优控制,大系统分散控制,DEDS,混合动态系统等.