

全局智能优化集成算法研究

魏平, 徐成贤, 段成德
(西安交通大学理学院, 710049, 西安)

摘要: 针对遗传算法、模拟退火算法等智能全局优化算法的集成问题开展研究, 分析归纳了智能全局优化算法和局部搜索算法的一般规律和特性, 给出了全局智能优化算法进行集成的统一框架——全局智能优化集成算法(IGIOA), 及 IGIOA 的设计要素, 还给出了评价算法的优化性能指标、时间性能指标、鲁棒性能指标, 以及将三指标综合的综合性能指标, 为智能集成算法的选取和性能比较提供了依据。

关键词: 智能优化算法; 系统集成; 局部搜索; 全局优化; 评价指标

中图分类号: O224 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2009)12-0060-05

Integrated Intelligent Algorithms for Global Optimization

WEI Ping, XU Chengxian, DUAN Chengde
(School of Sciences, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: The systematical integrating of the intelligent algorithms for global optimization such as genetic algorithm, simulated annealing algorithm and so on is discussed. The properties and characteristics of these intelligent algorithms and local search algorithms for optimization are analyzed respectively. A unified structure for a class of integrated intelligent algorithms for global optimization, IGIOA, is given, and some key factors in designing a particular integrating intelligent algorithm are presented. Some indices for evaluation and comparison of the integrated intelligent algorithms are proposed involving the evaluations of algorithms for optimization, time cost, and robustness. And a weighted index to combine these three evaluations used in selecting and comparing integrating intelligent algorithms is presented.

Keywords: intelligent optimization algorithm; systematical integrating; local search; global optimization; evaluation

优化算法的研究与开发是优化技术研究的关键内容。出于提高优化性能的需要, 近几年在诸多研究领域又出现了许多混合优化算法, 但是这些混合算法在智能算法间的组合、交叉、融合, 往往是局部的、或是针对某一具体算例的, 还不具备足够的系统性和一般性。因此, 本文提出以邻域搜索为统一结构的、将局部搜索和全局指导性搜索相集成的智能优化集成算法。由于对局部搜索和全局指导性搜索方法进行了系统的有机集成, 该类算法将能够解决智能优化算法收敛速度慢与易陷于局部极小的两难问题^[1-2]。

1 全局智能优化算法集成的要素设计

本节给出全局智能优化算法(IGIOA)优化流程的统一描述, 为集成优化算法提供一种系统框架。在具体设计集成算法时, 需要考虑以下几方面关键问题, 并遵循一定的指导原则。

(1) 搜索机制的选择。搜索机制是构造算法框架和实现优化的关键, 是决定算法搜索行为的根本。基于局部优化的机制可用于构造局部优化算法, 如梯度下降法、爬山法等; 基于概率分布的搜索机制可用于设计概率意义下的全局搜索算法, 如遗传算法

(GA)、模拟退火算法(SA)等;基于系统动态演化的搜索机制可用于设计具有遍历性和自学习能力的优化算法,如混沌搜索、神经网络算法等。

(2)搜索方式的选择。搜索方式决定着优化的结构,即每代有多少解参与优化。并行搜索方式以多点同时或交叉优化来取得较好的优化性能,但计算和存储量较大,如 GA、蚁群算法(ACO)和神经网络等;串行搜索方式可视为并行方式的一个特例,优化进程中始终只有一个当前状态,处理较为简单,但优化效率一般较差,如 SA、禁忌搜索(TS)等。

(3)邻域函数的设计。邻域函数决定邻域结构和邻域解的产生方式。算法对问题解的不同描述方式,使解空间的优化曲面形状和解的分布有所差异,会直接影响邻域函数的设计,进而影响算法的搜索行为。即使在编码机制确定的情况下,邻域结构也可采用不同的形式,以考虑新状态产生的可行性、合法性和对搜索效率的影响,如基于路径编码的旅行商问题(TSP),优化中可利用互换、逆序和插入等多种邻域结构。在确定邻域结构后,当前状态邻域中候选解的产生方式既可以是确定性的,也可以是随机性的,甚至是混沌性的。

(4)状态更新方式的设计。状态更新方式是指以何种策略在新旧状态中确定新的当前状态,是决定算法整体优化特性的关键步骤之一。基于确定性的状态更新方式的搜索,一般难以穿越大的能量障碍,容易陷入局部极小,而随机性的状态更新方式,尤其是概率性劣向转移,往往能够取得较好的全局优化性能。

(5)控制参数的修改和方式的设计。控制参数是决定算法的搜索进程和行为的又一关键因素。合适的控制参数有助于增强算法在邻域结构中的优化能力和效率,同时也必须以一定的准则和方式进行修改以适应算法性能的动态变化。一般而言,在当前控制参数难以使算法性能取得较大提高时,就应考虑修改参数,参数的修改幅度必须使算法性能的动态变化具有一定的平滑性,以实现算法行为在不同参数下的良好过渡。算法收敛理论为参数设计提供了指导,而实际设计时也可根据优化过程的动态性能按规则自适应调节参数。

(6)算法终止准则的设计。终止准则是判断算法是否收敛的标准,决定了算法的最终优化性能。算法收敛理论为终止准则提供了明确的设计方案,但是基于理论分析所得的收敛准则往往是很苛刻的,甚至难以应用。实际设计时,应兼顾算法的优化质量和

搜索效率等多方面性能,或根据问题需要着重强调算法的某方面性能,采用与算法性能指标相关的近似收敛准则,如给定最大迭代步数、最优解的最大凝滞步数和最小偏差阈值等^[3-4]。

上述分析表明,通过对算法集成的各关键步骤的多样化设计,可以构造多种 IGIOA 集成算法。

2 优化算法系统集成的 IGIOA 统一结构

IGIOA 是对一类优化集成算法的统称,可构造出的符合其优化流程的算法很多。由于现有各种优化算法的搜索机制、特点和适用领域存在一定的差异,实际应用时为选取适合问题的具有全面优良性能的算法,往往依赖于足够的经验和大量的实验结论。造成这种现象的根本原因是优化算法的研究缺乏系统化。特别是,目前不同算法各自孤立的研究现状,不利于开发新型集成机制的优化算法,也不利于算法应用领域的拓宽。因此,建立统一的算法集成结构和研究体系,就成为一件很有必要的事。

同时,我们应该认识到,如何改进算法结构和搜索机制以提高集成算法的优化性能,是我们进行 IGIOA 研究的主要任务。在集成算法设计时,总是希望算法具有各种优良的性能,对复杂问题尤其要求算法具有避免陷入局部极小的全局优化能力。同时也应该看到,依赖于单一邻域结构的搜索算法在设法避免局部极小时,往往大大增加了搜索负载,一般难以实现高效的优化,这样就存在单一算法的局部极小与搜索效率的两难,这也正是我们提出集成邻域结构算法的原因。鉴于单一算法的上述局限性,近年来学术界提出了类型和名称繁多的混合算法,混合优化算法也成为一些学术会议专门研讨的方向,但是没有一家正式或明确提出优化算法的系统集成。由于算法结构缺乏统一性,对集成算法的构造目前还缺乏指导和系统化,这将会阻碍集成算法的发展和應用,也是我们探讨 IGIOA 来统一集成结构的一个根本性出发点。

基于并行和分布式计算机技术的发展,为了使优化算法适合于求解大规模优化问题,可以对优化过程作两方面分解处理。

(1)基于优化空间的分层:把原优化问题逐层分解成若干子问题,利用有效算法首先对各子问题进行并行化求解,最后逆向逐层综合成原问题的解。

(2)基于优化进程的分层:把优化过程在进化层

次上分成若干个阶段,各阶段分别采用不同的搜索算法或邻域函数进行优化.

针对上述思想,我们将集成算法的结构类型归纳为串行、镶嵌、并行及混合结构.

串行结构是一种最简单的结构,串行结构的集成算法就是吸收不同算法的优点,用一种算法的搜索结果作为另一种算法的起点依次来对问题进行优化,其目的主要是保证在一定优化质量的前提下提高优化效率.设计串行结构的集成算法需要解决的问题主要是确定算法的转换时机.

镶嵌结构的集成算法表现为一种算法用于另一个优化操作或用作搜索性能的评价器.进行集成的目的主要是鉴于各种算法优化机制的差异,尤其是互补性,克服单一算法早熟和陷入局部极小.设计集成算法需要解决的问题主要是子算法与嵌入点的选择.

并行式集成算法的并行结构如图 1 所示,它包括同步式并行、异步式并行和网络结构,其中一个算

法作为主过程,其他算法作为子过程,子过程间一般不发生通信.同步方式中主过程与子算法是一种主仆关系,各子算法的搜索过程相对独立,而且可以采纳不同的搜索机制,但与主过程的通信必须保持同步.异步方式中各子算法通过共享存储器彼此无关地进行优化,与主过程的通信不受其他子算法的限制,其可靠性有所提高.网络方式中算法分别在独立的存储器上执行独立的搜索,算法间的通信是通过网络相互传递的,由于网络式结构纯粹是一种并行实现方式,我们不将其纳入集成算法框架.问题的分解与综合以及进程间的通信问题是设计并行结构的集成算法需解决的主要问题^[5-6].

基于以上阐述与分析,我们给出如图 1 所示的 IGIOA 及其集成优化算法的统一优化结构.这种结构的统一性主要体现在以下几个方面.

(1)全局邻域搜索流程.在统一结构中,将各种 IGIOA 进行统一模块化描述,包含构成现代启发式全局邻域智能优化流程的所有关键步骤.

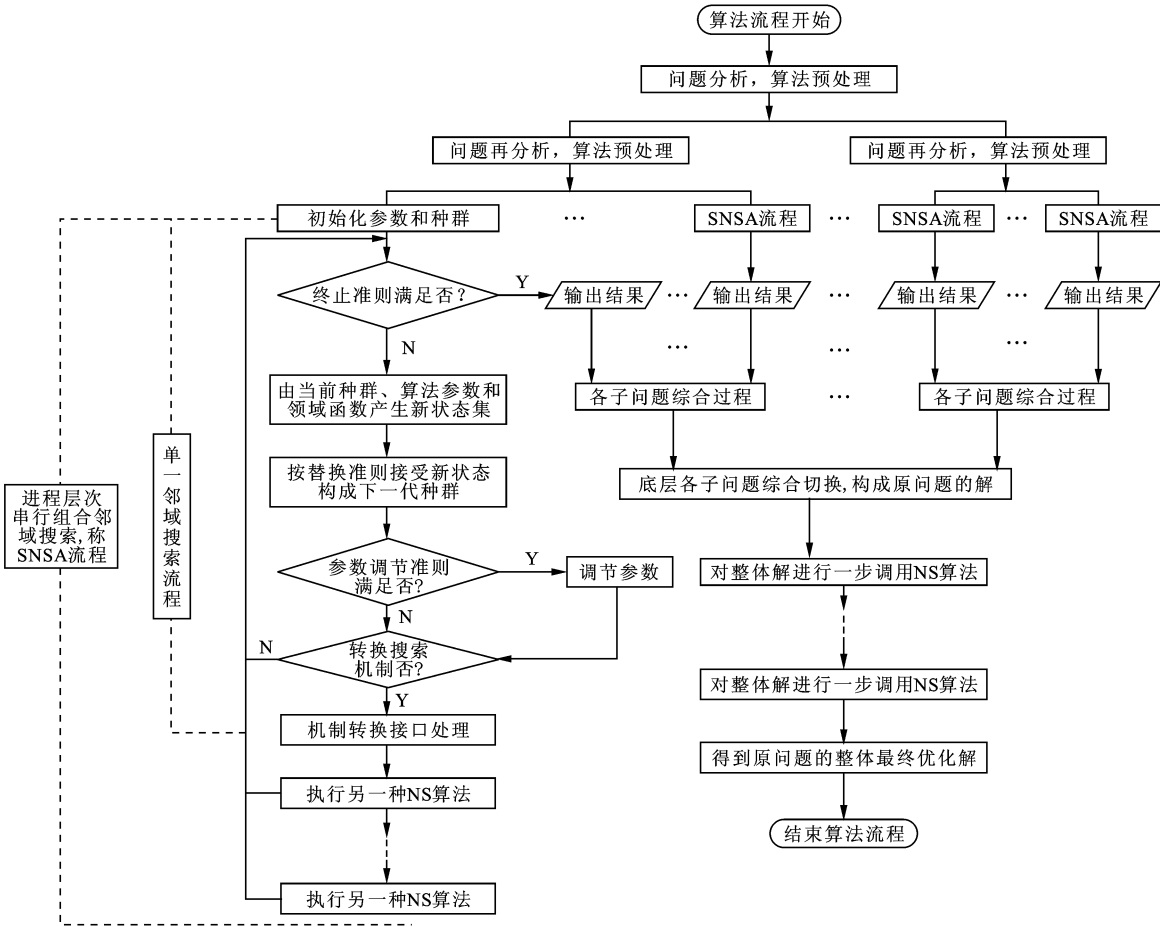


图 1 算法系统集成的 IGIOA 统一结构

(2)进化层次串行组合邻域搜索,即 SNSA 流程. SNSA 流程体现了优化过程在进程层次上的分解,是在进程层次上对各种集成算法的统一描述.通过适当的接口处理,利用多种子算法,可构造出多种集成算法.

(3)问题分解、预处理以及子问题的综合过程.它们体现了优化过程在空间层次上的分解,是基于优胜劣汰思想的算法的统一描述.通过问题分解,可降低求解复杂性,有利于提高优化效率.

(4)整体解的进一步 NS 优化.这是对“原问题经分解求解”到“综合处理”手段所造成的全局优化质量一定程度降低的一个补充,同时也用于在统一结构中融进基于问题信息的构造性启发式搜索算法.

譬如对大规模 TSP 的求解,鉴于问题整体求解的复杂性,在设计算法时可以先考虑空间的分解,利用聚类的方法将问题分解为若干子问题,然后用启发式方法快速得到子问题的近似解,而后以它们为初始状态利用 GA、SA、TS、ACO 等方法和规则搜索在一定的集成方式下进行指导性优化,待各子问题求解完毕,用邻近原则确定问题的整体解,再采用局部改进算法对其作进一步加工以得到问题的最终解^[7-8].

可以看出,通过综合 IGIOA 集成算法的共性导出和建立统一结构,在结构上为算法的系统化研究和分析提供了一种有效的途径,为开发新型高效的集成算法提供了指导.

3 集成算法的性能评价指标

为了比较全面地衡量一个具体集成算法性能的优劣程度,引入定义评价集成算法性能的 3 个基本指标.

3.1 优化性能指标

相对误差 E_m 为优化性能指标.定义算法的离线相对误差指标如下

$$E_{m, \text{off-line}} = \frac{|c_b - c^*|}{c^*} \times 100\% \quad (1)$$

式中: c_b 为算法多次运行所得的最佳优化值; c^* 为问题的最优值.该指标用以衡量算法对问题的最佳优化度,其值越小意味着算法的优化性能越好.

定义算法的在线最优性能指标如下

$$E_{m, \text{on-line}} = \frac{|c_b(k) - c^*|}{c^*} \times 100\% \quad (2)$$

式中: $c_b(k)$ 为算法运行第 k 代时的最佳优化值.该

指标用以衡量算法的动态最佳优化度,其值越小意味着算法的优化性能越好.

3.2 时间性能指标

算法的时间性能指标 E_s 又称搜索率,定义为

$$E_s = \frac{I_a T_0}{I_{\max}} \quad (3)$$

式中: I_a 为算法经多次运行所得的满足终止条件时的平均迭代步数; $I_{\max}$ 为给定的最大迭代步数阈值; T_0 为算法一步迭代的平均计算时间.

搜索率用以衡量算法对问题解的搜索快慢程度(即效率),在 $I_{\max}$ 固定情况下, E_s 值越小说明算法收敛速度越快.

3.3 鲁棒性能指标

波动率 E_f 为鲁棒性指标.定义离线初值鲁棒性能指标如下

$$E_{f1, \text{off-line}} = \frac{|c_a - c^*|}{|c^*|} \times 100\% \quad (4)$$

$$E_{f2, \text{off-line}} = D(c_i^*) \quad (5)$$

式中: c_a 为算法离线运行第 k 代所得的平均值; c_i^* 为算法第 i 次运行得到的目标最优值; $D(\cdot)$ 为 c_i^* 的均方差.波动率 E_{f1} 用以衡量算法在随机初值下对最优解的逼近程度, E_{f2} 用以衡量算法对随机初值和操作的依赖程度,两者值小说明算法的鲁棒性(或可靠性)越高.

定义在线鲁棒性指标如下

$$E_{f1, \text{on-line}} = \frac{|c_a(k) - c^*|}{c^*} \times 100\% \quad (6)$$

$$E_{f2, \text{on-line}} = D(c_i^*(k)) \quad (7)$$

式中: $c_a(k)$ 为算法在线运行第 k 代所得的平均值; $c_i^*(k)$ 为算法第 i 次运行在第 k 代得到的目标最优值.在线指标用以衡量算法对随机初值和操作的动态依赖程度^[9-10].

基于上述 3 个性能指标,优化算法的综合性能指标 E 即为它们的加权组合

$$E = a_m E_m + a_s E_s + a_f E_f \quad (8)$$

式中: a_m 、 a_s 和 a_f 分别为优化性能指标、时间性能指标和鲁棒性指标的加权系数,满足 $a_m + a_s + a_f = 1$.

综合性能指标值越小表明算法的综合性能越好,以此作为实际应用时选择算法的一个标准.这也不难理解,因为工程中对算法性能的要求往往因问题而异,例如离线优化追求较高的优化性能指标,在线优化追求较高的时间性能指标和鲁棒性指标.因此,在不同场合,除评价算法的各项单一指标外,可通过适当调整各加权系数来反映问题对算法的要

求,并计算算法的综合性能指标,为算法的选取和性能比较提供合理的依据.

4 结 论

本文给出全局智能优化集成算法 IGIOA 的统一结构,尽管各个算法在优化过程的细节上存在差异,但在优化流程上呈现很大的共性.在此,我们将 IGIOA 的优化流程描述为:算法从若干初始解出发,在算法参数控制下由当前状态的邻域中产生出若干个候选解,并以某种策略在当前解和候选解中确定新的当前状态;伴随控制参数的调节,重复执行上述搜索过程,直至满足算法终止准则,结束搜索过程并输出优化结果.

参考文献:

- [1] 张可村,李焕琴.工程优化方法与应用[M].科学出版社,2006.
- [2] EIBEN A E, ARTS E H, VAN HEE K M. Global convergence of genetic algorithms: an infinite Markov chain analysis[C]//Parallel Problem Solving from Nature. Heidelberg, Berlin: Springer-Verlag, 1991: 4-12.
- [3] RUDOLPH G. Convergence properties of canonical genetic algorithms[J]. IEEE Trans on Neural Network, 1994, 5(1): 96-101.

- [4] QI X, PALMIERI F. Theoretical analysis of evolutionary algorithms with an infinite population size in continuous space; part I [J]. IEEE Trans on Neural Network, 1994, 5(1): 102-119.
- [5] FAIGLE U, KEN W. Some convergence results for probabilistic tabu search[J]. ORSA J on Computing, 1992, 4(1): 2-37.
- [6] WANG L, SMITH K. On chaotic simulated annealing [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1998, 9(4): 716-718.
- [7] 张讲社,徐宗本,梁怡.整体退火遗传算法及其收敛充要条件[J].中国科学:E辑,1997,27(2):154-164.
- [8] 彭宏,王兴华.具有 Elitist 选择的遗传算法的收敛速度估计[J].科学通报,1997,42(2):144-147.
- [9] KEANE A J. Genetic algorithm optimization of multi-peak problems: studies in convergence and robustness [J]. Artificial Intelligence in Engineering, 1995, 9(2): 75-83.
- [10] WANG L, WANG M. A hybrid algorithm for earliness-tardiness scheduling problem with sequence dependent setup time[C]//Proc of the 36th IEEE Conf on Decision and Control. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1997: 1219-1222.

(编辑 杜秀杰)