

文章编号: 1001-0920(2003)03-0257-06

仿真优化研究进展

王 凌, 张 亮, 郑大钟
(清华大学 自动化系, 北京 100084)

摘 要: 仿真优化研究基于仿真的目标优化问题, 具有很强的工程背景, 但存在随机性、计算费时和 NP-hard 等难点。目前, 仿真优化已成为国际上系统仿真和运筹学等领域共同关注的热点和前沿课题, 尤其是在离散事件动态系统领域。因此在分析仿真优化特点的基础上, 对仿真优化算法进行了综述, 介绍了仿真优化的若干改进、应用和软件, 并指出了仿真优化的进一步研究内容和方向。

关键词: 仿真优化; 离散事件动态系统; 算法; 软件

中图分类号: O232 文献标识码: A

Advances in simulation optimization

WANG Ling, ZHANG Liang, ZHENG Da-zhong

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Simulation optimization with strong engineering background studies the optimization problem of simulation-based objectives, which is often of some hardness, such as stochastic nature, time-consuming and NP-hardness. Currently, simulation optimization has been a hot and new topic in the fields of system simulation, operational research and so on, especially in the field of discrete event dynamical systems. By analyzing the features of simulation optimization, a survey on the algorithms, improvements, applications and software of simulation optimization is provided and some further research contents and directions are presented.

Key words: Simulation optimization; Discrete event dynamical system; Algorithm; Software

1 仿真优化概述

仿真优化研究基于仿真的目标优化问题, 其原理如图 1 所示, 即基于模型仿真给出的输入输出关系(性能)通过优化算法得到最佳的输入量。大量实际工程问题均可归结为仿真优化问题, 如制造系统、化工系统、电力系统、交通系统等^[1-3]。仿真优化的

特点可归纳如下:

- 1) 系统的输入输出关系缺少结构信息, 不存在解析表达式, 仅能通过仿真得到。
- 2) 存在不确定因素, 一次仿真仅给出对应某一输入的一次性能估计, 通常存在误差。
- 3) 系统仿真过程较费时, 且缺少与优化模块的合理接口, 以致于整个优化过程很慢。
- 4) 输入变量空间大, 且连续量、离散量和逻辑量共存, 优化涉及多目标, 并存在多极小, 以致于难于高效实现全局优化。

鉴于仿真优化的工程背景和上述难点, 它一直

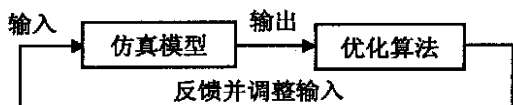


图 1 仿真优化原理图

收稿日期: 2002-03-18; 修回日期: 2002-04-15。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60204008); 973 计划资助项目(2002CB312200)。

作者简介: 王凌(1972—), 男, 江苏武进人, 博士, 从事智能优化算法研究; 郑大钟(1935—), 男, 浙江绍兴人, 教授, 博士生导师, 从事 HDS 和调度研究。

是不同领域理论和工程人员共同关注的重要课题,尤其在仿真、运筹学和 DEDES 领域。随着计算机技术、人工智能和数学分析方法的发展,仿真优化的研究取得了一定进展,但仍存在大量 open 问题,每年的 Winter Simulation 会议都将其列为一个国际前沿课题来研讨^[2,3]。本文综述了各种仿真优化算法的原理和特点,介绍了仿真优化的改进、应用和软件,最后指出了进一步研究的若干内容和方向,以推动其在国内的研究与发展。

2 仿真优化算法

仿真优化算法可归纳为基于梯度的方法、随机优化方法、响应曲面法、启发式方法和统计方法等 5 类以及这些方法的混合,如图 2 所示。下面对它们分别作简单介绍。

2.1 基于梯度的方法

该类方法通过估计性能指标的梯度来判定改进性能的方向,进而基于确定的数学规划方法进行求解。主要包括有限差分估计、似然比估计、摄动分析和频域实验法,其应用依赖于梯度估计的可靠性和高效性。1) 有限差分估计法^[3]是最原始的梯度估计法,实现对梯度的估计需要多次重复仿真,运行成本大。2) 似然比估计法^[4]分析系统样本路径的概率测度对随机变量分布函数的依赖关系,通过测度变换获得似然比来构造性能测度的估计量。它仅需一次仿真即可获得梯度估计,适合于瞬态和再生仿真优化问题。3) 摄动分析法^[5]通过跟踪系统的样本路径,分析参数摄动对系统性能的影响,进而获得样本性能对参数的梯度以作为系统性能测度梯度的估计量。它通过一次运行估计即可得到所有的目标函数的偏梯度,因此计算效率高,但基于无穷小摄动分析得到的估计通常有偏差且不一致。4) 频域实验法^[6]

在一次长仿真运行中的不同频率上对选定的输入参数进行正弦振荡,然后对输出变量值进行谱分析,若输出量对输入量敏感则参数的正弦振荡将导致响应的相应振荡,以此来发现影响最大的输入参数,从而得到梯度的最大方向,但该方法必须解决振荡指数、频率和幅度的确定问题。

2.2 随机优化方法

随机优化方法解决了目标函数不解析但可估计的优化问题,通常是基于梯度估计的迭代算法,也包括随机逼近方法^[3]。20 世纪 50 年代出现的 RM 和 KW 方法是最常用的非约束性随机逼近方法。但目标函数平坦时收敛慢,目标函数陡峭时会发散,而且缺少合理的终止准则且难以处理约束,最近有些改进的方法在某些假设条件下可以保证算法的收敛性。此外,样本路径法通过产生相对很多的样本,用对应的均值函数近似为期望值函数,再利用确定的非线性规划方法^[7]对均值函数进行优化。通过介入统计的方法解决了传统随机逼近方法的一些弱点并提高了效率。

2.3 响应曲面法

响应曲面法^[8]给定初始试验设计点,分别对这些点进行仿真运行来产生相应的输出响应,通过应用一阶回归模型将这些响应拟合为响应曲面,进而用最陡下降法在响应曲面的最大梯度方向对回归函数进行优化来得到最优解,然后再以该点作为中心用更高阶的回归模型进一步作试验,得到新的试验点,如此重复直到终止条件满足。该方法是试验设计和数理统计相结合的优化方法,相对一般的梯度估计方法而言,该方法所需的仿真次数较少。

2.4 启发式方法

启发式方法一般指对解空间不断进行探索和改

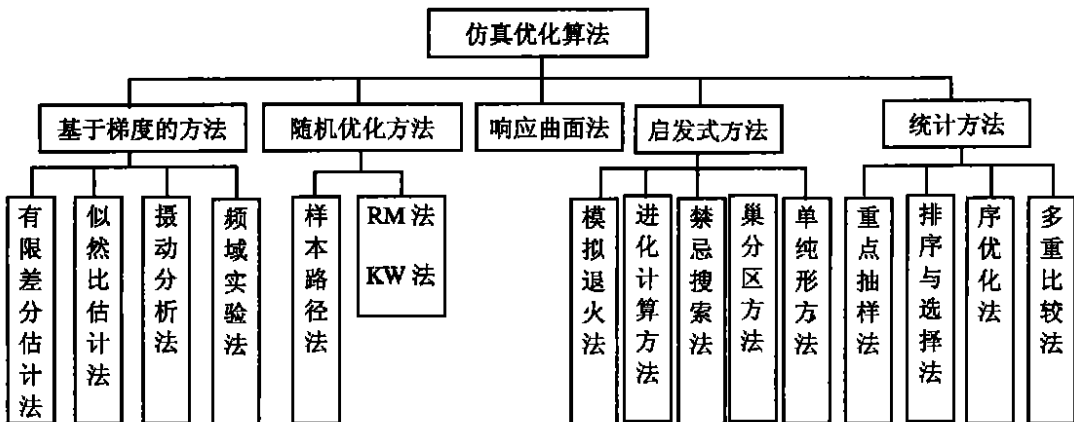


图 2 仿真优化算法分类图

进的直接搜索方法,如模拟退火(SA)、进化计算(EC)、禁忌搜索(TS)、巢分区(NP)和单纯形方法(SM)等。最近 Boesel 等^[2]指出没有启发式方法的应用就可能没有仿真优化的发展,可见启发式方法的重要地位,也正因此它才尤其受到人们的重视^[9]。

SA^[10]是基于 Monte Carlo 迭代求解的一种通用随机寻优算法,它基于物理中固体物质的退火过程与一般组合优化问题之间的相似性,通过设定初温和初态,伴随温度的不断下降,结合概率突跳特性在解空间中通过邻域函数进行随机搜索,最终得到全局最优。其概率性劣向转移使得算法具有跳出局部极小而实现全局最优的能力,但在提高效率方面还有待进一步研究。

EC^[11]是遗传算法、进化规划、进化策略和遗传编程的统称,是基于适者生存的一类高度并行、随机和自适应优化算法。以遗传算法为例,它将问题的求解表示成染色体的适者生存过程,通过染色体群的一代代不断进化,包括复制、交叉和变异,最终收敛到问题的最优解。其特点在于:对问题参数编码成染色体后进行进化操作,不针对参数本身,从而不受函数约束条件的限制;搜索过程从问题解的一个集合开始而不是单一个体,具有隐含并行搜索特性,大大减小了陷入局部极小的可能;遗传操作具有随机性,并根据个体的适配值信息进行搜索,无需其他信息。其优越性主要表现在:算法进行全空间并行搜索,并将搜索重点集中于性能高的部分,从而提高效率且不易陷入局部极小;具有固有的并行性,通过对种群的遗传处理可处理大量的模式,且容易并行实现。目前,进化计算是应用最广的智能优化算法,但在避免早熟收敛方面还有待深入研究。

TS^[12]是对局部邻域搜索的一种扩展,是一种全局逐步寻优算法,是对人类智力过程的一种模拟。它一方面沿用局部邻域搜索的思想,用于实现邻域搜索;另一方面通过引入一个灵活的存储结构和相应的禁忌准则来设置禁忌表和禁忌对象,并通过标记对应已搜索到的局部最优解的一些对象,以便在进一步的迭代搜索中尽量避开这些对象(而不是绝对禁止循环),从而体现算法避免迂回搜索的特点,并保证对不同的有效搜索途径的探索;另外,通过设置藐视准则来奖励和赦免一些优良状态。禁忌搜索的主要特点是:搜索过程中可接受劣解,因此具有较强的“爬山”能力;新解不是在当前解的邻域中随机产生,而或是优于 best so far 的解,或是非禁忌的最佳

解,因此选取优良解的概率远远大于其他解。目前,提高算法效率仍是禁忌搜索面临的主要课题。

NP^[13]的基本思想是对可行域进行系统性分区,然后集中搜索优良解可能位于的区域。在每一步迭代中,算法跟踪最有希望的区域,并用随机抽样得到的信息来实现有希望区域间的转移。该算法保证每一步对所有可行空间均进行抽样,尤其对最有希望区域通过重复分区而进行重点抽样,如此逐步缩小最佳区域。如何分区、如何得到抽样点、如何定义指标函数、如何选择撤退规则、如何选择初始最佳区域是该方法的基本问题。该方法容易实施,在理论上具有概率 1 全局收敛特性,并具有自然的并行性,因此被认为是一种有潜力的新方法。

SM^[14]首先在 n 维欧氏空间 E_n 中构造一个包含 $n+1$ 个顶点的凸多面体,求出各顶点的函数值,并确定其中的最大值、次大值和最小值;然后通过反射、扩张、内缩、缩边等策略求出一个较好解,用之取代最大(差)点,从而构成新的多面体。如此多次迭代则可逼近一个性能较好的极小点。该方法的缺点在于可行域的凸假设、约束处理和对初始点的依赖性。

2.5 统计方法

统计方法主要包括重点抽样法、排序与选择法、多重比较法和序优化方法。1) 重点抽样法的原理是在不同概率测度下进行仿真来增加涉及稀少事件的典型样本路径的概率,对于各仿真路径通过对被估计测度乘上相关因子则可得到原系统的无偏测度估计。如何提出对稀少事件测度的合理改变是该方法面临的主要问题。2) 对于那些对所有方案的关系有所了解的问题,排序与选择法将其作为多指标决策问题来处理,当决策涉及选择最佳方案时使用 indifference 区域排序技术,当涉及选择包括最佳方案的子集时则采用子集选择技术,而在每种情况下决策应保证与预先假定的概率一致^[15]。3) 多重比较法是选择方案有限时排序与选择法的一种替代,它必须提供所有要检验的可替代方案的有关相对性能。4) 序优化方法^[16]的基本思想是:序比值更容易确定,放松优化目标可使问题求解更容易。序优化不过分强调得到精确的最优解,而是以一定期望概率以较少计算量通过“序”的评价得到足够好的解(如整个解空间 top-1%),一般具有指数收敛速度^[17]。因此,对于大量缺少结构信息而搜索空间巨大的不确定性优化问题,序优化在保证一定质量的基础上加速了优化过程、减少了计算量。

此外,还有神经网络、模糊逻辑以及各方法的综

合等,限于篇幅,在此不再一一列出。

3 仿真优化的改进和应用

近年来,仿真优化在多种不同领域得到了研究与应用,尤其在生产制造系统,同时结合应用还提出了许多改进方法和理论成果。下面根据由 SCI 数据库得到的部分文献对此作简单介绍。

Saltenis 等^[18]研究了雷达搜索策略的仿真优化问题。Chen 等^[19]通过推广 Hooke-Jeeves 搜索法,提出了多目标生产系统仿真优化的直接搜索方法。Haddock 等^[20]探讨了 SA 在仿真优化中的性能,而 Ahmed 等^[21]则改进了离散随机系统仿真优化的 SA,并在多梯队可修复单元库存系统中加以验证。Javor 等^[22]利用人工智能研究了城镇交通的仿真优化问题。Consiglio 等^[23]基于集成化的仿真优化模型分析了销售更新经济产品带来的债务发行问题。公共随机数方法可降低差分估计的方差, Kleinman 等^[24]讨论了利用公共随机数的有限差分随机逼近优化算法,取得了更快速的收敛性能。Shyamsundar 等^[25]提出了化工过程中多相蒸馏的仿真优化方法。Paris 等^[26]设计了处理多产品 kanban 系统存在多种不同类型参数的 EC 方法,并另文研究了仿真优化的分布式 EC 算法^[27]。Pfeiffer 等^[28]研究了管道爬行机器人的仿真优化设计问题。Azadivar 等^[29]对具有定性变量和结构模型变化的仿真优化问题提出了一种与自动仿真模型生成器相连的 GA。Gurkan 等^[30]针对具有不可靠机器的生产线的缓冲区配置问题,利用广义半马氏过程理论由一次仿真得到方向导数的回归表达式。Greenwood 等^[31]深入研究了仿真响应曲面的行为,为该方法的应用提供指导。Barton 等^[32]和 Humphrey 等^[33]分别针对随机仿真响应曲面优化提出一种改进单纯形方法。Ree 等^[34]基于 divide-and-conquer 的分区和安全网的思想提出了确定初始区域、初始点和设计网格的最佳-启始(best-first)搜索法。王凌等结合 SA 和 GA 研究了加工调度^[35]、模型参数估计和控制器整定的优化问题^[36]。Khoo 等^[37]提出了响应曲面法和 GA 的混合方法。Yucesan 等^[38]将在 web 环境下设计具有计算量分配能力的分布式仿真优化技术。Chen 等^[39]提出了具有计算能力分配的序优化方法,大大减少了计算时间。

总之,随着计算技术、人工智能和数学等的发展,仿真优化在制造工程、化工工程、控制工程、交通工程、电子工程、电力系统、光学工程、水利工程、管理工程等各个领域均得到了应用,其算法和理论也

得到发展,限于篇幅在此不予一一列出。

4 仿真优化软件

随着仿真优化理论研究与应用的深入和逐步完善,许多学者和公司将优化算法嵌入在仿真软件中,甚至将它们有机集成,进而开发了许多仿真优化软件,使用者也不必过分了解深奥的算法理论,因而便于工程应用。譬如, Havlik 等^[40]利用 Fortran 语言开发了用于多类动态系统仿真优化的 MOPSI/CM 软件,并采用了 GASP IV 仿真语言。Bengu 等^[41]开发了称为 SIMOPT 的仿真优化软件,该软件可较高效地自动搜索由仿真建模的复杂问题的优化解。Behe 等^[42]开发了轴对称放射结构电磁性能计算的仿真优化软件 SRSR。

目前,许多公司基于软计算方法(soft computing)^[43]开发了仿真优化软件,譬如 PROMODEL 公司(www.promodel.com)基于 GA 开发的 SimRunner (ProModel) 软件、AutoSimulation 公司(www.autosim.com)基于 EC 开发的 AutoStat (AutoMod) 软件、Optimization Technologies 公司(www.opttek.com)基于 TS 和神经网络开发的 OptQuest 软件、Visual Thinking International 有限公司(www.simul8.com)基于神经网络开发的 OPTIMIZ 软件、Lanner Group 公司(www.lanner.com)基于 SA 和 TS 开发的 Optimizer 软件等。其中, SimRunner 优化模块对生成的 ProModel 仿真模型具有分析(因素设计揭示输入因素的变化对系统性能的影响)和优化功能(多变量优化将输入因素进行不同的组合得到最优性能); AutoState 模块包括排序的选择方法,可从有限数量的方案中找出包括最佳方案的子集; OptQuest 将仿真、基于 TS 的分散搜索、混合整数规划和神经网络的训练功能模块相集成,将搜索过程图形化表示。此外还有 Lay-OPT、FactoryOPT 等软件产品,在此不予一一介绍。这些软件的推出无疑在很大程度上推动了仿真优化的发展与应用。

5 仿真优化进一步的研究内容和方向

尽管目前仿真优化已有许多算法和软件,并得到了较为广泛的应用,但仿真优化的难点还没根本解决,其理论和算法均有待进一步完善。我们认为,仿真优化应该在以下几方面加强研究:

1) 仿真和优化不应绝然分开,而应有机集成为一种多域集成化的统一仿真优化框架,如图 3 所示^[2]。其中算法域从事算法对仿真系统的优化;接口域从事优化器与用户以及仿真模型的接口;问题描

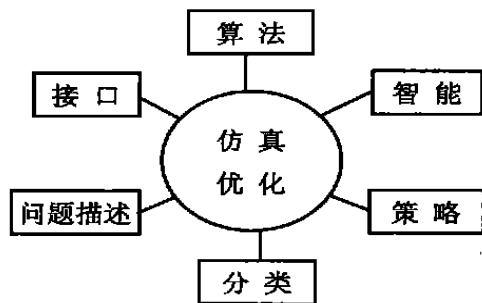


图 3 仿真优化集成图

述域从事对目标函数和约束的构造; 分类域从事对给定优化问题的分析和分类来选择合适的优化算法; 策略域致力于仿真优化的使用来作到最高效的计算资源利用; 智能域则考虑嵌入在基于问题分类的不同技术的策略使用的选择方案中的智能。这种将仿真、优化以及各相关技术加以集成的方案有利于提高解决问题的效率和能力, 是实现综合自动化的有效途径, 也将是未来仿真优化软件开发的基本思想。

2) 就算法理论而言, 一方面, 需发展新的数学分析和建模工具, 完善算法的收敛性、收敛速度和鲁棒性分析以及参数设计理论; 另一方面, 由于目前繁多的仿真优化方法缺乏系统性, 应将现有各类方法加以统一描述, 形成系统的结构和理论框架, 有利于仿真优化方法和理论的系统性发展, 也有利于各种方法的综合利用。

3) 就算法设计而言, 一方面可基于新的仿真优化思想和技术开发高效的新方法, 另一方面则可将不同类型方法综合使用来开发混合优化方法。如今, IEEE 神经网络、进化计算和模糊逻辑组织每 3 年召开一次计算智能大会, 旨在促进各种智能理论、模型、方法的综合集成, 以发展思想更先进、功能更强大、解决更复杂系统的智能行为。鉴于仿真优化问题的特性和难点, 求解机制和算法的混合将是一条有效的解决途径^[44]。

4) 仿真优化中的目标评价依赖于仿真过程, 而基于复杂系统的仿真过程通常很费时, 研究减少性能评价的计算量来加速仿真显然很有意义。在保证一定精度的前提下, 通过模型简化技术或效率增强机制建立代理或近似模型来简化和加速性能评价过程将是值得探讨的重要课题。进而, 基于具有鲁棒性和快速收敛性的序优化等方法进行的优化将使整个仿真优化过程加快。

5) 仿真优化面临的最关键任务就是提高速度, 在现有理论和方法的基础上基于并行计算技术和并

行计算机开发设计的并行仿真优化方法无疑是一条可尝试的有效途径, 而且目前大部分基于空间分解的方法本身就具有可并行实现的优点。

6) 理论与方法必须赋予实践, 而实践可返回指导理论与方法的发展和完善。因此, 拓宽仿真优化应用领域, 尝试各种新方法的实际应用效果, 开发先进、实效、通用和具有友好用户界面的集各种相关技术的软件同样是值得进一步研究的内容。

6 结 语

本文综述了仿真优化这个国际热点前沿课题的算法研究、应用和软件开发, 指出了进一步的研究内容和方向。仿真优化研究具有相当的难度, 如何化简仿真模型、加速仿真速度、提高优化效率和质量、提高仿真与优化的可靠性、完善仿真优化理论、开发具有友好用户界面的软件等是仿真优化需完善和发展的内容。鉴于国内该方向研究相对滞后的现状, 发展仿真优化应是我国科技工作者的紧迫任务和努力目标。

致谢 感谢美国工程院院士哈佛大学 Y-C Ho 教授在序优化方面的讨论和指导。

参考文献(References):

- [1] Fu M. Optimization via simulation: A review [J]. *Annals of Operations Research*, 1994, 53 (1/4): 199-247.
- [2] Boesel J, Bowden Jr R, Glover F, et al. Future of simulation optimization[A]. *Proc Winter Simulation Conference*[C]. Arlington, 2001. 1466-1469.
- [3] Azadivar F. Simulation optimization methodologies [A]. *Proc Winter Simulation Conference* [C]. Phoenix, 1999. 93-100.
- [4] Glynn P W. Likelihood ratio derivative estimation for stochastic systems[A]. *Proc Winter Simulation Conference*[C]. San Diego, 1989. 374-380.
- [5] Ho Y C, Cao X R. *Perturbation Analysis of Discrete Event Dynamic Systems*[M]. Boston: Kluwer, 1991.
- [6] Morrice D J, Schruben L W. Simulation sensitivity analysis using frequency domain experiments[A]. *Proc Winter Simulation Conference* [C]. San Diego, 1989. 367-373.
- [7] Shapiro A. Simulation based optimization [A]. *Proc Winter Simulation Conference*[C]. San Diego, 1996. 332-336.
- [8] Wilson J R. Future direction in response surface methodology for simulation[A]. *Proc Winter Simulation Conference*[C]. San Diego, 1987. 378-381.
- [9] 王凌, 郑久钟. Meta-heuristic 算法研究进展[J]. 控制与

决策, 2000, 15(3): 257-262.

(Wang L, Zheng D Z. Meta-heuristic algorithms: A review [J]. *Control and Decision*, 2000, 15(3): 257-262.)

- [10] Kirkpatrick S, Gelatt C D, Vecchi M P. Optimization by simulated annealing[J]. *Science*, 1983, 220(4598): 671-680.
- [11] Fogel D B. *Evolutionary Computation: The Fossil Record*[M]. New York: IEEE Press, 1998.
- [12] Glover F, Laguna M. *Tabu Search*[M]. Boston, MA: Kluwer Academic Publisher, 1997.
- [13] Shi L, Olafsson S. Nested partition method for global optimization[J]. *Operations Research*, 2000, 48(3): 390-407.
- [14] Nelder J A, Mead R. A simplex method for function minimization[J]. *Computer J*, 1965, 7(2): 308-313.
- [15] Gupta S S, Panchapakesan S. *Multiple-decision Procedures-theory and Methodology of Selection and Ranking Populations*[M]. New York: Wiley, 1979.
- [16] Ho Y C, Cassandras C G, Chen C H, et al. Ordinal optimization and simulation [J]. *J of Operations Research Society*, 2000, 51(4): 490-500.
- [17] Dai L Y. Convergence property of ordinal comparison in the simulation of discrete event dynamic systems [J]. *J of Optimization Theory and Applications*, 1996, 91(2): 363-388.
- [18] Saltenis V, Tiesis V. Simulation and optimization of radar search strategies[J]. *Informatica*, 1992, 3(2): 256-274.
- [19] Chen M C, Tsai D M. Simulation optimization through direct search for multi-objective manufacturing systems[J]. *Production Planning and Control*, 1996, 7(6): 554-565.
- [20] Haddock J, Mittenthal J. Simulation optimization using simulated annealing[J]. *Computers and Industrial Engineering*, 1992, 22(4): 387-395.
- [21] Ahmed M A, Alkhamis T M, Hasan M. Optimizing discrete stochastic systems using simulated annealing and simulation[J]. *Computers and Industrial Engineering*, 1997, 32(4): 823-836.
- [22] Javor A, Szucs G. Simulation and operation of urban traffic using AI[J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 1998, 46(1): 13-21.
- [23] Consiglio A, Zenios S A. Designing portfolios of financial products via integrated simulation and optimization models[J]. *Operation Research*, 1999, 47(2): 195-208.
- [24] Kleinman N L, Spall J C, Naiman D Q. Simulation-based optimization with stochastic approximation using common random numbers[J]. *Management Science*, 1999, 45(11): 1570-1578.
- [25] Shyamsundar V, Rangaiah G P. A method for simulation optimization of multiphase distillation[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2000, 24(1): 23-37.
- [26] Paris J L, Pierreval H. A distributed evolutionary simulation optimization approach for the configuration of multiproduct Kanban systems[J]. *Int J CIM*, 2001, 14(5): 421-430.
- [27] Pierreval H, Paris J L. Distributed evolutionary algorithms for simulation optimization[J]. *IEEE Trans SMC-A*, 2000, 30(1): 15-24.
- [28] Pfeiffer F, Rossmann T, Bolotnik N N, et al. Simulation optimization of regular motions of a tube-crawling robot [J]. *Multibody System Dynamics*, 2001, 5(2): 159-184.
- [29] Azadivar F, Tomkins G. Simulation optimization with qualitative variables and structural model changes: A genetic algorithm approach[J]. *European J of Operational Research*, 1999, 113(1): 169-182.
- [30] Gurkan G. Simulation optimization of buffer allocations in production lines with unreliable machines[J]. *Annals of Operations Research*, 2000, 93(1/4): 177-216.
- [31] Greenwood A G, Ree L P, Siochi F C. An investigation of the behaviour of simulation response surfaces [J]. *European J of Operational Research*, 1998, 110(2): 282-313.
- [32] Barton R R, Ivey JS Jr. Nelder-Mead simplex modifications for simulation optimization [J]. *Management Science*, 1996, 42(7): 954-973.
- [33] Humphrey D G, Wilson J R. A revised simplex search procedure for stochastic simulation response surface optimization [J]. *INFORMS J Computing*, 2000, 12(4): 272-283.
- [34] Ree L P, Greenwood A G, Siochi F C. A best-first search approach for determining starting regions in simulation optimization[J]. *IEE Trans*, 2002, 34(3): 283-295.
- [35] Wang L, Zheng D Z. An effective hybrid optimization strategy for job-shop scheduling problems[J]. *Computers and Operations Research*, 2001, 28(6): 585-596.

(下转第 271 页)

度算法则需要同时对 M 维分量进行多变量寻优和性能势的求解计算。

6 结 论

本文在 Markov 性能势的基础上, 提供了一种收敛的策略迭代算法和数值迭代算法, 能保证得到 ϵ -最优平稳控制策略, 并且给出的假设条件在实际系统中容易满足。尤其是数值迭代算法, 运算简单方便, 相对于常规的梯度算法具有较大的优越性。另外, 由于性能势能够根据单个样本轨道来估计^[4,5], 而且相应的优化算法易于并行计算, 因此它为大规模实际 CTMCP 的性能优化提供了一条新途径。

参考文献(References):

- [1] Arapostathis A, Borkar V S, Fernandez-Gaucher, et al. Discrete-time controlled Markov processes with average cost criterion: A survey [J]. *SIAM J Control Optimization*, 1993, 31(2): 282-344.
- [2] Puterman M L. *Markov Decision Processes: Discrete*

Stochastic Dynamic Programming [M]. New York: Wiley, 1994.

- [3] Bertsekas D P, Tsitsiklis J N. *Neuro-dynamic Programming* [M]. Belmont: Athena Scientific, 1996.
- [4] Cao X R, Chen H F. Perturbation realization, potentials and sensitivity analysis of Markov processes [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1997, 42(10): 1382-1393.
- [5] Cao X R. Single sample path-based optimization of Markov chains [J]. *J of Optimization Theory and Applications*, 1999, 100(3): 527-548.
- [6] 周亚平, 殷保群, 奚宏生, 等. 一类闭环排队网络基于性能势的优化算法 [J]. 中国科技大学学报, 2000, 30(2): 151-157.
- (Zhou Y P, Yin B Q, Xi H S, et al. Algorithms of decentralized optimization for a class of closed queuing network by using performance potentials [J]. *J of University of Science and Technology of China*, 2000, 30(2): 151-157.)

(上接第 262 页)

- [36] 王凌, 李文峰, 郑大钟. 基于一类混合策略的模型参数估计和控制器参数整定研究 [J]. 控制与决策, 2001, 16(5): 530-534.
- (Wang L, Li W F, Zheng D Z. Estimating model-parameter and tuning controller-parameter by a class of hybrid strategy [J]. *Control and Decision*, 2001, 16(5): 530-534.)
- [37] Khoo L P, Chen C H. Integration of response surface methodology with genetic algorithms [J]. *Int J Advanced Manufacturing Technology*, 2001, 18(7): 483-489.
- [38] Yucesan E, Luo Y C, Chen C H, et al. Distributed web-based simulation experiments for optimization [J]. *Simulation Practice and Theory*, 2001, 9(1/2): 73-90.
- [39] Chen H C, Chen C H, Yucesan E. Computing efforts allocation for ordinal optimization and discrete event simulation [J]. *IEEE Trans Automatic Control*, 2000, 45(5): 960-964.

- [40] Havlik I, Schorcht R. MOPSI/CM: A program system for simulation and optimization of dynamic systems with combined models [J]. *Systems Analysis Modelling Simulation*, 1990, 7(8): 637-647.
- [41] Bengu G, Haddock J. An implementation of a simulation optimization system [J]. *Int J Computer Simulation*, 1994, 4(3): 305-325.
- [42] Behe R, Bills R, Brachat P, et al. Simulation and optimization software for axisymmetrical radiating structures [J]. *Annals of Telecommunications*, 1994, 49(9/10): 575-588.
- [43] Dote Y, Ovaska S J. Industrial applications of soft computing: A review [J]. *Proc of IEEE*, 2001, 89(9): 1243-1265.
- [44] 王凌, 郑大钟. 混合优化策略统一结构的探讨 [J]. 控制与决策, 2002, 17(1): 33-36.
- (Wang L, Zheng D Z. Study on unified framework of hybrid optimization strategies [J]. *Control and Decision*, 2002, 17(1): 33-36.)