

文章编号:1671-8860(2010)08-0905-04

文献标志码:A

# 基于云遗传算法的公交车辆智能调度

张飞舟<sup>1</sup> 耿嘉洲<sup>1</sup> 程 鹏<sup>1</sup>

(1 北京大学地球与空间科学学院,北京市海淀区颐和园路5号,100871)

**摘要:**综合考虑公交车辆运营调度方案的实时性和有效性要求,引入了云模型理论与遗传算法(GA)相结合的云遗传算法。该混合遗传算法充分利用了云模型云滴的随机性和稳定倾向性特点,在遗传算法的优化操作中,由正态云模型的Y条件云发生器实现交叉操作,由基本云发生器实现变异操作,不仅克服了传统遗传算法搜索速度慢、易陷入局部最优解的缺陷,而且提高了算法的收敛性、优化质量及其鲁棒性。实验表明,将该混合遗传算法引入公交车辆运营调度管理中,可大大提高公交车辆调度的实时性与有效性,而且运行服务质量评测分析验证了该优化调度方法的有效性,具有良好的应用前景。

**关键词:**遗传算法;云模型;云遗传算法;公共交通;调度

**中图法分类号:**P208

城市公交车辆运营调度的任务就是有效管理和合理分配有限车辆资源,调整供需平衡,以解决供需矛盾,达到所求的目标最佳<sup>[1,2]</sup>,而调度问题本身的组合优化特征存在近似复杂性,实际调度系统所采用的数学模型都对运行环境作了大大简化,因此,仅靠已有的寻优改进还远远不能满足运营调度方案的实时性和有效性要求。文献[3-6]的研究都未能从系统角度考虑公交调度系统的整体优化问题。公交时刻表的生成与车辆调度之间存在着有机联系,因此,虽然按照这些既有的模型算法可以得出上述公交调度问题较好的解决方案,却不能够保证系统的解决方案从总体上讲是最优的。本文将云模型理论与遗传算法(genetic algorithm, GA)相结合,充分利用云模型云滴的随机性和稳定倾向性特点,在GA中运用云模型理论进行交叉、变异优化操作,不但能够维持GA种群的多样性,而且在寻优能力上也得到提高,改善了GA的优化性能及其鲁棒性,从而可提高公交车辆运营调度的效率与车辆调度的稳定性。

## 1 云遗传算法性能分析

云模型是我国著名学者、中国工程院院士李德毅教授提出的,并逐步完善形成了云模型理论。

云模型理论已成功应用于智能控制、数据挖掘、入侵检测、系统评估与评测等领域<sup>[8-10]</sup>。

云模型是一个遵循正态分布规律并具有稳定倾向的随机数集,其三个数字特征用期望值  $E_x$ 、熵  $E_n$  和超熵  $H_e$  来表征,反映了定性概念的整体特性<sup>[10]</sup>。

GA是一种求解问题的高效并行全局搜索算法。目前研究发现,在调整交叉概率  $p_c$  和变异概率  $p_m$  的过程中存在许多模糊概念和信息,这一特点决定了可以用模糊理论工具来获取和处理这些不确定信息。本文充分利用云模型云滴的随机性和稳定倾向性特点,将云模型的Y条件云生成算法实现交叉操作,基本云生成算法实现变异操作,使概率值既具有传统的趋势性,满足快速寻优能力,又具有随机性,实现  $p_c$  和  $p_m$  的自适应调整,从而提高了避免陷入局部最优的能力,构成了全新的云遗传算法 (cloud genetic algorithm, CGA)<sup>[11,12]</sup>。

CGA 优化算法步骤如下:

1) 初始化种群。

2) 计算适合度。

3) 选择、复制和迁移:① 复制最佳个体至下一代;② 选择精英群,并复制;③ 淘汰最差个体,被随机产生的外来个体移民所取代。

4) 对精英群进行交叉操作:① 按均匀分布随机生成确定度  $\mu$ ;②  $E_x$  由父代按适合度大小加权确定;③  $E_n = \text{变量搜索范围}/c_1$ ;④  $H_e = E_n/c_2$ ;⑤ 由 Y 条件云生成算法产生两个子代。其中,  $c_1, c_2$  为控制系数。

5) 变异:①  $E_x$  取原个体;②  $E_n = \text{变量搜索范围}/c_3$ ;③  $H_e = E_n/c_4$ ;④ 若确定度小于变异概率, 由基本云生成算法便可得到变异后的个体。其中,  $c_3, c_4$  为控制系数。

6) 转第 2) 步, 直到满足停止条件。

## 1.1 CGA 性能参数

正态云是一种泛正态分布, 呈现中间多、两头少的特点, 这样, 参数  $E_x$  和  $E_n$  的变化分别影响云模型的水平位置和陡峭程度, 而  $H_e$  和云滴的离散程度呈正比,  $\mu$  与之呈反比, 即  $H_e$  越大, 离散程度越大,  $\mu$  越小, 云滴越分散。所有的云滴都在期望曲线附近作随机的波动, 而波动程度的大小是由  $H_e$  来控制的。根据“ $3\sigma$ ”规则可知,  $E_n$  越大, 云覆盖的水平宽度越大, 从而使个体在交叉、变异操作时搜索范围越大。结合进化算法的速度和精度, 在 CGA 算法中,  $c_1 = c_3 \geq 6$ , 可取  $c_1 = c_3 = 6m$  ( $m$  为种群大小), 并且随着进化代数的增加, 甚至可取更大的值<sup>[11,12]</sup>。为了进化初期能扩大搜索范围, 进化后期提高搜索精度,  $H_e$  同样可先大后小。但  $H_e$  过大, 会在一定程度上丧失“稳定倾向性”;  $H_e$  过小, 又会在一定程度上丧失“随机性”, 因此,  $c_2$  和  $c_4$  在 [2, 8] 内取值。

尽管  $E_n$  和  $H_e$  是云模型的重要参数, 但在 CGA 中, 两者的变化可以通过  $E_x$  和  $\mu$  的改变产生相同的进化结果; 经过若干代进化后,  $E_x$  和  $\mu$  的随机性掩盖了它们取值不同所带来的进化结果的差异<sup>[12]</sup>。因此,  $c_1 \sim c_4$  在一定范围内的取值不同不会对最终的进化性能产生重大影响。取  $c_1 = c_3 = 3m, c_2 = c_4 = 8$ 。当然, 也可根据变量的搜索范围、种群大小、搜索精度进行适当确定, 并可根据代数、适应度等进行动态调整。

## 1.2 性能测试分析

在公交运营车辆调度管理中, 其优化调度的求解空间属于连续决策变量空间, 全局最优解周围存在一个邻域。在该邻域内, 以最优解为中心, 由远及近逼近该值。当前解的适应度较大时, 在较小的邻域内搜索, 相反则在较大的邻域内搜索, 从而可以逐步定位最优解所在的区域, 并最终逼近最优解<sup>[1,12]</sup>。因此, 针对标准 SGA (standard genetic algorithm, SGA) 与 CGA 进行了函数优化分析比较, 以证明该优化算法的有效性与可行

性。

为了验证基于云模型的 CGA, 采用文献[1]中种群大小分别为 24、36、48 问题规模与测试环境进行 40 次优化实验, 以比较两种优化算法的平均值收敛速度以及优化性能, 比较结果见表 1。

表 1 性能比较

Tab. 1 Comparison of Performance

| 问题<br>规模 | 平均计时/s |      | 平均代数  |       | 失败次数 |     |
|----------|--------|------|-------|-------|------|-----|
|          | CGA    | SGA  | CGA   | SGA   | CGA  | SGA |
| 24       | 0.095  | 0.73 | 7.42  | 25.47 | 1    | 6   |
| 36       | 0.116  | 0.82 | 12.38 | 40.26 | 1    | 9   |
| 48       | 0.283  | 0.91 | 20.47 | 55.23 | 2    | 7   |

由表 1 可以看出, CGA 较 SGA 的计算时间和收敛速度都快, 算法优化质量也较好, CGA 的平均计算时间均不超过 0.3 s, 而 SGA 的平均计算时间要高出 CGA 一个数量级以上<sup>[1]</sup>, 在进化速度和避免陷入局部最优能力上都优于 SGA。这样, CGA 与 SGA 在维持种群多样性和寻优能力上都有显著的改善, 而且也不会陷入局部最优解, 从而大大提高了算法的优化效率与稳定性。因此, 将该优化算法用于公交车辆运营调度管理, 可大大提高公交车辆调度的效率与车辆调度的稳定性。

## 2 基于 CGA 的优化调度仿真实验

### 2.1 公交车辆调度问题

公交车辆运输调度问题就是指在固定行驶线路上, 根据不同时段、依照一定的先序关系, 合理编排运输车辆运行的作业形式, 达到供需平衡, 满足性能指标。这里以公交车辆的先序关系调度作为研究对象, 该调度问题有如下特点:①  $M$  为公交车辆集, 每辆车在运输运行中只从事一种运输方式。②  $J$  为车站集, 如某运输线路有  $J_1, \dots, J_j$  等  $j$  个车站, 每辆车必须依次停站, 且可跨站运行 (如快车)。③ 每辆车应按时到达各车站, 尤其是重点车站, 尽量减少停站时间, 根据不同的运行时段, 准时完成运输任务。

公交车辆运输调度采用的优化指标是: 在平峰或者高峰时段, 根据公交车辆运行定额, 使运输车辆的运营周转时间最短作为优化指标, 并尽量不延误, 以避免出现“串车”或“大间隔”, 为此, 对超期延误车辆在优化指标中添加惩罚项。此外, 还应满足车辆运行的先序约束关系。其目标函数定义为:

$$\min T_0 = \sum_{i \in M} \max T_i + \rho \sum_{j \in J} \max(0, t_{sj} - t_{dj}) \quad (1)$$

其中,  $T_0$  为从第 1 辆车发出到第  $k$  辆车返回后的运输车辆的周转时间;  $T_i$  为第  $i$  辆车完成整个运输任务的运行定额时间, 即起点到终点的运输时间;  $t_{sj}$ 、 $t_{dj}$  分别为到达第  $j$  车站的服务时间和规定的服务时间;  $\rho$  为惩罚项加权系数, 根据公交车辆不同的运营时段采取相应的惩罚系数。

## 2.2 遗传编码

假设第  $m$  辆车的运行作业序列为:

$$OP(m) = \{O_{m,1}, O_{m,2}, \dots, O_{m,J(m)}\} \quad (2)$$

其中,  $O_{m,j}$  为第  $m$  辆车运行到第  $j$  个车站;  $J(m)$  为第  $m$  辆车运行的车站数目, 即第  $m$  辆车所属的行车类型。车辆运营调度序列可表示为:

$$SOP(m) = \{OP(m) \mid m \in M\} \quad (3)$$

由于编码方式的选取是基于要求解的问题, 若按照车辆的行车类型进行编码, 即自然编码方式, 则可对每辆车的运行序列分别进行编码, 每辆车的运行序列就相当于子染色体, 由所有的子染色体构成个体, 各染色体均有一定的独立性。

## 2.3 遗传操作与适合度计算

在公交车辆排序问题中强调的是基因位置, 基因本身并不变化, 通过各基因位置的改变而得到不同的排列序列。由于排序问题的特色, 使得应用 CGA 混合遗传算法求解这类问题时, 运用云模型进行个体更新, 即由  $Y$  条件进行交叉优化操作, 由正向云进行变异优化操作。

根据调度结果可计算每一染色体相对应的优化指标  $T_0$ , 从而可决定它的适合度值  $f$ 。式(1)要求最小化性能指标  $T_0$ , 而 GA 中是最大化适合度值, 因此采用变换函数将染色体的优化指标值  $T_0$  映射为它的适合度值, 采用变换函数  $f = cT_0 + d$ , 其中,  $c, d$  为常数。 $c, d$  值的选取应使得群体规模在初始化后, 它们的适合度值映射到区间  $[C, D]$  上, 其中  $C = 300$  对应性能指标最小值  $T_{0\min}$ ,  $D = 30$  对应性能指标最大值  $T_{0\max}$ , 以便保持群体之间适合度值的差别, 并使得适合度最小的个体也有机会参与竞争。

## 2.4 优化调度仿真实验

本文以北京市公交公司某车队 375 路运营线路(西直门-北宫门)为研究对象, 运用 CGA 进行公交车辆运营调度方案或策略的研究。为了使仿真实验研究尽可能接近实际情况, CGA 直接采用十进制编码, 由云模型进行个体更新, 并通过性能指标函数式(1)中惩罚项的不同取值, 来反映公交车辆在不同时段的实际运行环境。

经过调查得知, 北京市公交公司 375 路运营车队共有 18 辆运营车, 即 36 车次运营车(往返),

其中包括全程车、区间车、快车以及机动车四种类型。运营线路共设有 17 个停靠站, 起点到终点运营时间以 50 min 为正点运营时间。当运营车辆最初和运输结束后处于空闲等待状态时, 其操作为 0。现在假定运营车辆各站间的行驶时间、各站停靠时间相同, 其运营参数设定如下: 运营车辆发车间隔为 8 min, 即  $t_{\text{interval}} = 8 \text{ min}$ ; 每站停靠时间为 0.25 min, 即  $t_{\text{stop}} = 0.25 \text{ min}$ ; 每站间行驶时间为 2.9 min, 即  $t_{\text{run}} = 2.9 \text{ min}$ 。为了便于研究, 本文在平峰时段进行了仿真实验, 这里仅取三种类型(全程车为 0, 快车为 1, 区间车为 2)的 36 车次运营车辆, 其中 36 车次中全程车占 2/3, 快车占 1/6, 区间车占 1/6。这里研究的目标函数是在式(1)的基础上考虑在行车车次、行车间隔一定, 通过不同的行车顺序、不同的行车类型组合排序, 达到最快的周转速度(即  $\min T_0$ ), 以提高公共车辆的运营速度, 减少乘客的旅行时间。为方便起见, 设定公交车辆运行在平峰时段, 惩罚项依照标准正态分布随机产生; 运行在高峰时段, 惩罚项采取固定值方法。

假设 CGA 中群体规模为 40, 采用十进制编码, 由云模型进行个体更新。在公交运营车辆 36 车次规模的情况下, 达到最短的运营周转时间, 得到的最终仿真实验结果为 000010021001002002001000020000100120。

若发车间隔采用 8 min, 只需 13 辆公交车就能满足一次周转, 其周转时间为 366.2 min, 计算时间与代数分别为 0.08 s、7.83; 若采用 18 辆公交车, 采取上述的编排发车方式, 其发车间隔只需 5.5 min 即可, 其计算时间与代数分别为 0.11 s、12.37。由此可见, 采用 CGA 公交车辆运营优化调度, 能够合理分配公交车辆资源, 有效地调整供需平衡, 比文献[1]的优化效率高, 这为建立完善的公交车辆运营调度措施提供了必要的技术支持。

## 3 结语

本文充分利用云模型云滴的随机性和稳定倾向性特点, 将云模型理论与 GA 相结合, 在 GA 中运用云模型理论进行交叉、变异优化操作, 应用于公交车辆运营智能调度, 可有效地提高公交车辆的运营调度效率, 完善公交车辆动态调度方法或措施, 为公交车辆智能化调度系统的实施作好必要的技术服务。同时, 基于 CGA 具有好理解、易实现、耗时少、性能好等特点, 特别适用于适应度

连续的搜索空间。这样,CGA不仅可以避免遗传算法陷入局部最优,而且提高了优化算法的进化速度和收敛性,改善了GA的优化性能及其鲁棒性,改善了公交车辆运营调度的效率与车辆调度的稳定性。

## 参 考 文 献

- [1] 张飞舟,晏磊,范跃祖,等. 智能交通系统中的公交车辆调度方法研究[J]. 中国公路学报,2003,16(2):82-85
- [2] 唐健,史文中,孟令奎. 基于遗传算法的时相关动态车辆路径规划模型[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2008,3(8):875-79
- [3] 童刚. 遗传算法在公交调度中的应用研究[J]. 计算机工程,2005,31(13):29-31
- [4] 白子建,赵淑芝,田振中. 公共交通网络优化的禁忌算法设计与实现[J]. 吉林大学学报,2006,36(3):340-344
- [5] 刘志刚,申金升. 区域公交时刻表及车辆调度双层规划模型[J]. 系统工程理论与实践,2007,27(11):135-141
- [6] 任传祥,郇宜军,尹唱唱. 基于遗传禁忌搜索算法的公交调度研究[J]. 山东科技大学学报,2008,27(4):53-56
- [7] 陈玲玲,苏勇. 改进遗传算法在公交车优化调度中的应用[J]. 科学技术与工程,2009,9(12):3 567-3 573
- [8] 李德毅. 知识表示中的不确定性[J]. 中国工程科学,2002,2(10):73-79
- [9] 李德毅,刘常昱,杜鹃,等. 不确定性人工智能[J]. 软件学报,2004,15(11):1 583-1 594
- [10] 张飞舟,范跃祖,沈程智,等. 基于隶属云发生器的智能控制[J]. 航空学报,1999,20(1):89-92
- [11] 刘常昱,李德毅,杜鹃,等. 正态云模型的统计分析[J]. 信息与控制,2005,34(2):236-240
- [12] 戴朝华,朱云芳,陈维荣. 云遗传算法及其应用[J]. 电子学报,2007,35(7):1 419-1 422

**第一作者简介:**张飞舟,副教授,博士,现从事卫星导航、软件接收机、智能交通系统以及空间信息集成应用等研究。

E-mail:zhangfz@pku.edu.cn

## Intelligent Dispatching of Public Vehicles Based on Cloud Genetic Algorithms

ZHANG Feizhou<sup>1</sup> GENG Jiazhou<sup>1</sup> CHENG Peng<sup>1</sup>

(1 School of Earth and Space Sciences, Peking University, 5 Yiheyuan Road, Haidian District, Beijing 100871, China)

**Abstract:** In this paper, the cloud genetic algorithm (CGA) was introduced by the combination of cloud model theory and genetic algorithms (GA). The Y-conditional cloud generator for the normal cloud model is used as cross operation in this hybrid genetic algorithm, and the basic cloud generator is used as the mutation operator in the optimization operation of GA. Both the cross and the mutation operation make use of the randomness and stability of cloud to improve the algorithm convergence, robustness and the solutions quality. And also it overcomes the traditional GA shortcomings such as slow searching, easy to local optimization solutions. The simulation test shows that the proposed hybrid algorithm can improve the vehicular scheduling efficiency and feasibility for the public transport. The scheduling solutions from this algorithm were also validated through the service quality evaluation and show well application prospect.

**Key words:** genetic algorithm; cloud model; cloud genetic algorithm; public traffic; dispatching

**About the first author:** ZHANG Feizhou, associate professor, Ph.D., majors in satellite navigation, software receiver, ITS and spatial information integration.

E-mail: zhangfz@pku.edu.cn