

遗传算法在公交调度中的应用

丁 勇 姜 枫 武玉艳
(南京理工大学泰州科技学院 泰州 225300)

摘 要 针对泰州市公交智能化建设方面存在的技术问题,提出将遗传算法(Genetic Algorithms,GA)应用到公交调度优化中。以公交公司和乘客费用最少、社会效益最大为目标函数建立公交调度优化的数学模型,并应用遗传算法实现对模型的求解,通过对模型设置不同的参数,利用 Matlab 模拟实验验证模型的合理性、科学性。实验证明,优化的调度模型可降低公交公司的运营成本,提高乘客的满意度,确保社会效益和经济效益得到最大满足。

关键词 遗传算法,公交调度,Matlab

中图法分类号 TP311 文献标识码 A

Application of Genetic Algorithm in Public Transit Dispatchers

DING Yong JIANG Feng WU Yu-yan

(Taizhou College of Science and Technology, Nanjing University of Science & Technology, Taizhou 225300, China)

Abstract For technical problems in Taizhou public transport intelligent building,genetic algorithm (GA) is applied in the bus scheduling optimization. In this paper,the mathematical model of bus scheduling optimization was built for the objective function based on the bus company and passenger least cost,maximum social benefit. Genetic algorithm is applied to solve the model. By setting different parameters of the model,the rationality and the scientific nature of the model are verified by the matlab simulation experiment. Experimental results show that the optimized scheduling model can reduce the operating costs of the public transportation companies,improve the satisfaction of passengers,and ensure the maximum satisfaction of the social and economic benefits.

Keywords Genetic algorithm,Public transit dispatchers,Matlab

1 引言

随着社会经济的不断发展,城市居民的出行需求量呈现持续、快速的增长趋势,发展智能交通系统(ITS)已经成为缓解交通拥挤的必要措施。本文在 ITS 的背景下,研究公交调度优化的问题。公交调度是一类特殊的组合优化问题,针对这类问题的求解,遗传算法具有很大的优势。遗传算法是一种借鉴生物界自然选择和群体基因遗传机理的随机的、自适应优化的搜索算法,具有良好的可操作性、并行性、全局优化性和稳健性;同时,其在求解空间内不是盲目地穷举或试探,而是一种启发性的智能随机搜索算法,具有一定的方向性,搜索时耗和效率往往优于其它算法。近年来,针对遗传算法在公交调度中的研究主要包括以下方面。

崔世彬^[1]提出利用遗传算法解决优化公交调度中的发车间隔问题,建立了优化调度的数学模型,给出了遗传算法求解模型的详细过程,构造了符合行车规律的编码方式、适应度函数以及每个遗传算子的实现过程。吴萍^[2]论述了遗传算法应用于公交调度的基本原理、应用机理,设计了用遗传算法实现公交静态调度和动态调度的基本方案。刘鹏娟^[3]提出以发车

时刻作为变量,以公交乘客的候车时间最小、公交企业运营收益最大为目标函数,同时考虑发车间隔和车辆平均满载率等约束条件,建立公交车辆线路调度优化模型,并采用基于遗传算法的多目标优化方法进行求解。崔明月^[4]针对基本遗传算法存在早熟收敛及易陷入局部最优解等问题,提出采用量子遗传算法来解决组合优化问题。在这些研究的基础上,本文对泰州市公交调度系统中现有的线路覆盖率和客流量、满载率和站点客运量等指标进行详细分析,提出将遗传算法应用到公交调度优化中。

2 遗传算法

遗传算法是一类借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机搜索算法。它模拟自然选择和自然遗传过程中发生的繁殖、交叉和基因突变现象,在每次迭代过程中都保留一部分候选解,并从候选解群中选取较优的个体,利用遗传算子(选择、交叉和变异)对这些个体进行组合,产生新一代的候选解群,重复此过程,直到满足某种收敛条件为止。遗传算法中包含编码、初始群体、适应度函数、遗传操作和控制参数 5 个基本要素,算法的基本原理如图 1 所示。

本文受泰州市科技支撑计划(社会发展)项目:遗传算法在泰州市公交调度系统中的应用研究(TS031)资助。

丁 勇(1980—),男,硕士,副教授,主要研究方向为数据库与理论、数据挖掘,E-mail:4383526@qq.com;姜 枫(1980—),男,硕士,副教授,主要研究方向为计算机视觉、机器学习;武玉艳(1983—),女,硕士,讲师,主要研究方向为地理信息系统。

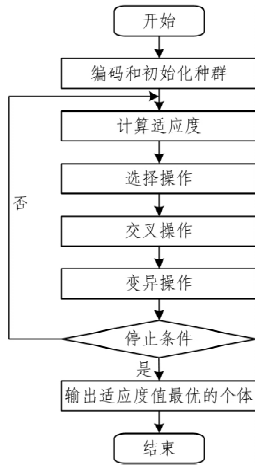


图1 遗传算法的基本原理

3 基于遗传算法的公交调度模型

3.1 模型设计

模型建立两个目标函数:1)使公交公司运营费用最小,即发车次数最少;2)使社会效益最大,即一天中乘客的平均候车时间最短。两个目标函数分别如下:

$$\min(m = \sum_{i=1}^I \frac{D_i}{\Delta d_i}) \quad (1)$$

其中, D_i 代表第 i 时段的时段长度, Δd_i 代表第 i 时段的发车间隔, $D_i/\Delta d_i$ 得到第 i 时段的发车次数。一天分为 i 个时段, 对 i 个时段的发车次数求和可得到一天的总发车次数, 求出其最小值即为一天中最少发车次数。

$$\min(\Phi = \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (c_i \times \frac{\rho_{ij} \Delta t_i^2}{2})}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J S_{ij}}) \quad (2)$$

其中, I 代表时段总数, J 代表车站数, ρ_{ij} 代表第 i 时段第 j 站的乘客到站率, Δt_i 代表第 i 时段的发车间隔, c_i 代表第 i 时段发的 c 次车, S_{ij} 代表第 i 时段第 j 站的上车乘客数, 乘客的候车时间除以乘客数可得到平均候车时间。

为了使两个目标函数值都达到最小, 通过加权系数 α 和 β 将两个目标函数整合成一个目标函数, 如式(3)所示。

$$F = \min(\alpha \times \sum_{i=1}^I \frac{D_i}{\Delta d_i} + \beta \times \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (c_i \times \frac{\rho_{ij} \Delta t_i^2}{2})}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J S_{ij}}) \quad (3)$$

3.2 遗传算法设计

(1) 编码

本模型采用基于 $[0, 1]$ 的二进制编码形式, 通过划分的时段数 I 、最小发车间隔、最大发车间隔, 设定染色体的长度。把一天划分为 I 个时段, 则染色体的编码长度为 $4I$ 。假设最小发车间隔是 2min, 最大发车间隔是 9min, 则区间长度是 8, 所以用来表示各个时段发车间隔的二进制长度至少是 3 位。

(2) 初始种群选取

采用完全随机的方法产生初始种群, 即先随机生成一定数目的个体, 然后从中挑选出最好的个体加入到初始群体中, 不断迭代此过程, 直到初始群体中个体数达到了预先设定的规模。这里随机选择 M 个个体长度为 $4I$ 的二进制串。

(3) 适应度函数

公交调度模型的目标函数表示为式(3)所示的最小化问

题, 输入的参数包括: 种群规模 M 、时段总数 I 、染色体长度 $4I$ 、各个时段的长度 D_i 、各个时段的开始时间 d_i 、各个时段各站上车人数 S_{ij} 、各个时段各站下车人数 d_{ij} 、目标函数的加权系数 α 和 β 、司机一天的工作时间 $T_{\text{工}}$ 、某线路一天的运营时间 $T_{\text{总}}$ 以及各个站之间的运行时间 b_j 。由于在遗传算法中要通过计算适应度值来进行比较排序, 并确定个体选择的概率, 因此适应度函数的值一般取正值, 故通常将目标函数映射成求最大值形式的适应度函数, 引入一个适当的输入值 C_{max} 用于表示当前群体中的适应度函数的最大值, 如式(4)所示。

$$F = C_{\text{max}} - (\alpha \times \sum_{i=1}^I \frac{D_i}{\Delta d_i} + \beta \times \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (c_i \times \frac{\rho_{ij} \Delta t_i^2}{2})}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J S_{ij}}) \quad (4)$$

(4) 操作算子

1) 选择

选择是把优秀的个体通过交叉配对遗传给下一代或者直接传给下一代, 本文采用适应度比例方法, 具体步骤如下:

Step1 计算每个染色体 i 的适应概率 P ;

Step2 计算每个染色体 i 的累积适应度 SP ;

Step3 在区间 $[0, 1]$ 中产生一个随机数 k ;

Step4 如果 $i, SP < k < (i+1), SP$, 则选择第 i 个染色体;

Step5 重复 Step3 和 Step4, 直到得到相应群体规模的染色体。

2) 交叉

交叉算子能够使遗传算法的搜索能力大幅提升, 本文使用单点交叉, 交叉率设定为 0.8。交叉率越大, 收敛到最优解的速度就越快, 具体步骤如下:

Step1 在选择操作得到的种群中随机抽取两个染色体;

Step2 使用交叉率判断是否交叉, 是则执行 Step3, 否则跳到 Step6;

Step3 按照交叉规则, 随机选择交叉位进行单点交叉, 并记录交叉次数;

Step4 如果满足收敛条件则跳到 Step6, 否则执行 Step5;

Step5 如果交叉次数达到阈值则执行 Step6, 否则跳到 Step3;

Step6 如果产生的临时种群达到种群规模, 则停止交叉, 否则跳到 Step1。

3) 变异

变异算子能够提高遗传算法的局部随机搜索能力, 染色体的长度、种群的大小都会影响变异率的选取, 较小的变异率能扩大遗传算法的搜索空间, 但过大的变异率会导致收敛速度变慢, 本文设定变异率为 0.01, 详细步骤如下:

Step1 在交叉操作形成的种群中选取染色体;

Step2 通过判断变异率决定是否进行变异操作, 是则执行 Step3, 否则跳到 Step6;

Step3 按照变异规则随机寻找变异位进行变异操作;

Step4 如果满足约束条件, 则跳到 Step6, 否则执行 Step5;

Step5 如果变异次数大于阈值, 则取变异前的染色体并执行 Step6, 否则跳到 Step3;

Step6 如果产生的临时种群达到种群规模, 则停止变异操作, 否则跳到 Step1。

3.3 遗传算法求解步骤

- Step1 程序初始化,初始化模型的各项参数;
- Step2 按照编码规则,随机产生 M 个染色体组成初始种群;
- Step3 将种群中的个体映射为发车间隔,计算出适应度值并按升序排序;
- Step4 使用适应度比例方法选择 M 个个体组成新的临时种群;
- Step5 根据交叉率对选择操作产生的临时种群中的染色体进行单点交叉操作;
- Step6 根据变异率对交叉操作产生的临时种群中的染色体进行变异操作;
- Step7 计算变异操作产生的种群中各个染色体的适应度值并按升序排列;
- Step8 按照一定比例从上一代种群中选出适应度值较高的个体替换新一代中适应度值较低的个体,并将新种群中的个体按适应度值升序排列;
- Step9 如果达到设定的迭代次数则结束算法,否则跳到 Step4。

4 实验评估

实验数据采用泰州市公交公司的某条线路的客流量数据,具体的客流信息如表 1 所列。

表 1 客流信息表

时段号	站点号	下车人数	上车人数	离站率	到站率
1	1	0	380	0	6.52
1	10	10	65	0.11	1.2
1	18	9	0	0.15	0
...
10	10	100	388	4.60	0
10	25	0	2000	0	35.22
...
16	3	5	19	2.30	0

考虑设定实验的基本参数:将一天运营时间划分成 16 个时段,种群规模设定为 20,迭代最大次数为 60。通过两组实验分析个体适应度值与变异率、交叉率的关系。

第一组实验固定交叉率为 0.8,设定变异率为 0.01,实验结果如图 2 所示;设定变异率为 0.1,实验结果如图 3 所示。由图 2 可知,随着遗传代数的增加,个体适应度值随之也在逐渐提高,从第 4 代开始适应度值有一个跳跃式增长,到第 6 代趋于稳定,说明此时已经达到最优解区域;而图 3 变异率增大导致收敛速度变慢,在第 7 代趋于稳定。

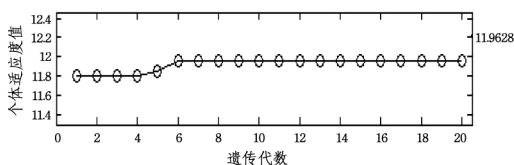


图 2 适应度 VS 变异率(变异率 0.01)

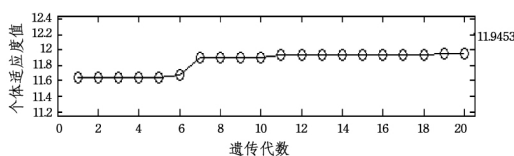


图 3 适应度 VS 变异率(变异率 0.1)

第二组实验固定变异率为 0.01,设定交叉率为 0.8,实验结果如图 4 所示;设定交叉率为 0.5,实验结果如图 5 所示。从图 4 可以分析,交叉率较大,搜索到最优解区域的速度明显加快;相比之下,图 5 交叉率过小,会导致收敛速度变慢,搜索到最优解的时间增加。

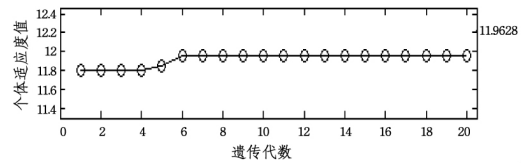


图 4 适应度 VS 交叉率(交叉率为 0.8)

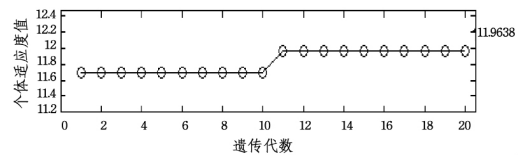


图 5 适应度 VS 交叉率(交叉率为 0.5)

可以分析,当适应度值为 11.9628 时最为合理,可以使公交公司和乘客的利益、社会效益达到最大化。

结束语 本文在对泰州市公交公司现有的公交调度系统调研的基础上,提出运用遗传算法的相关理论,建立公交调度优化的数学模型,并运用遗传算法实现对调度模型的求解。通过采集公交线路的覆盖率、客运量、周转量、满载率和站点客运量等数据,对调度模型设置不同的参数,用 Matlab 模拟实验验证模型的合理性、可行性。遗传算法在公交调度中的应用为公交规划部门进行公交线网的调整与优化、公交运营部门制定合理的运营调度计划以及提高公交资源利用效率、减少运营费用提供了科学依据。

参考文献

- [1] 崔世彬. 遗传算法在公交调度中的应用研究[D]. 吉林:吉林大学,2004
- [2] 吴萍. 基于遗传算法的智能公交调度研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2012
- [3] 刘鹏娟. 公交调度系统设计与优化研究[D]. 西安:长安大学,2014
- [4] 崔明月. 量子遗传算法在公交车辆调度中的应用[J]. 实验室研究与探索,2014,33(12):72-76
- [5] 李志廷. 基于粒子群与蚁群混合算法的公交调度研究[D]. 大连:大连理工大学,2013
- [6] 王玉杰. 进化算法在公交调度中的应用研究[D]. 沈阳:沈阳工业大学,2014
- [7] 龚成青. 改进遗传算法在公交调度优化中的应用[J]. 微型电脑应用,2012,28(10):48-51
- [8] 马雁. 改进遗传算法在公交智能调度中的应用[J]. 科技通报,2015(9):245-249
- [9] 穆礼彬. 智能交通系统背景下的公交调度优化研究[D]. 成都:西南交通大学,2013.5
- [10] 尹婷婷. 基于大数据的公交调度规则研究[D]. 北京:北京交通大学,2015