

基于遗传算法的轨道交通线路排班优化研究

吴玲玲^{1,2} 晏克非¹ 陈刚¹

(同济大学道路与交通工程教育部重点实验室 上海 200092)¹ (重庆交通大学 重庆 400074)²

摘要 根据轨道交通系统的特点,考虑不同出行方式,建立基于遗传算法的轨道交通线路排班模型;并对整个算法进行设计,使其在有限的算法步骤内,找出所有满足约束条件的最优或次优解。

关键词 轨道交通,遗传算法,排班,优化

Optimization of Schedule of Rail Transit Based on Genetic Algorithm

WU Ling-Ling^{1,2} YAN Ke-Fei¹ CHEN Gang¹

(The Key Laboratory of Road and Traffic Engineering, Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 200092)¹

(Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074)²

Abstract An optimized schedule model based on Genetic Algorithm for rail transit dispatch is built in this thesis, the model considers of the characteristic of rail transit and different trip modes. Each operator of the algorithm has been designed to find the best alternative which can meet the constraint condition in finite calculation steps.

Keywords Rail transit, Genetic algorithm, Schedule, Optimization

1 引言

目前,我国正处在城市轨道交通系统迅速发展的时期。轨道交通的运营效率将对城市的交通环境、市民出行状况以及整个社会效益产生巨大影响。而轨道交通系统的运营效率很大程度上依赖其调度组织的优劣。进行轨道交通调度优化的目的就是为确定最优或近似最优的运营发车时间表,使轨道交通系统达到最高的运营效率和服务水平。

2 模型的建立

在保证轨道交通运营公司经营效率的情况下,考虑出行者的出行要求,以乘客等待时间最小作为优化目标,构建目标函数并进行算法设计。

为了简化模型,这里仅考虑一条轨道线路,共有 n 个车站,其中 m 个车站有停车换乘(P&R)设施($m < n$)。假定线路的运行时间从早上 6 点到晚上 22 点,共 16 小时,960 分钟,在起点站整分钟时刻发车,总运行班次为 S 。假定采用轨道出行的出行者 OD 已知,站台容量无限大,起点不考虑乘客等待。因为每次滞留的乘客数相对会比较小,考虑滞留在站台的乘客出行 OD 分布和每次班车总的出行 OD 分布是成比例的。

决策变量: t_i^r 为第 r 次车起点发车时间,设每列车在车站的等待时间均为 τ ,起点无等待乘客,全部上车,第 r 次车时任意两站之间的出行 OD 量已知。

由于考虑了停车换乘出行方式,因此,在进行轨道交通线路排班设计时,把到达轨道车站的乘客分为普通出行者和采用停车换乘出行方式的出行者两类。由于进入轨道站台后,P&R 出行者与普通乘客不再有区别,因此仅分别考虑 P&R 出行者和普通乘客到达分布的不一致,建立目标函数:

$$\min f(t) = \sum_{r=1}^S \left[\theta_1 \sum_{k=1}^{H-1} \frac{k}{\lambda_1} + \theta_2 \sum_{k=1}^{G-1} \frac{k}{\lambda_2} + w_{t_i^{r-1}} (t_i^r - t_i^{r-1}) \right]$$

$$S. t: t_i^0 < \dots < t_i^{r-1} < t_i^r < \dots < t^r$$

$$t_i \in Z \text{ 且 } t_i > 0$$

$$t_i^0 = 0, t^r = 960$$

式中: t_i^{r-1} —第 r 和第 $r-1$ 次车离开车站 i 的时间;

t_i^0, t^r —首班车和末班车从起点开车的时刻;

λ_1, λ_2 —P&R 出行者和普通乘客在 $r-1 \sim r$ 次车时间内到达车站的分布参数。假定乘客到达服从参数为 λ 的泊松分布,则乘客到达的平均间隔时间服从负指数分布,乘客在 $r-1 \sim r$ 次班车之间到达的平均间隔时间为 $1/\lambda$;

θ_1, θ_2 —P&R 出行者和普通乘客等待时间的权重系数;

$w_{t_i^{r-1}}$ —第 $r-1$ 次车离开车站 i 时滞留在车站的乘客数;

H —第 $r-1 \sim r$ 次车时间间隔内到达 i 站的 P&R 出行人数;

G —第 $r-1 \sim r$ 次车时间间隔内到达 i 站的普通乘客人数。

3 遗传算法简介

遗传算法的基本运算过程如下:

(1) 初始化: 设置进化代数计数器 $t=0$, 设置最大进化代数 T , 随机生成 M 个个体作为初始群体 $P(0)$ 。

(2) 个体评价: 计算群体 $P(t)$ 中各个个体的适应度。

(3) 选择运算: 将选择算子作用于群体。

(4) 交叉算子: 将交叉算子作用于群体。

(5) 变异运算: 将变异算子作用于群体。群体 $P(t)$ 经过选择、交叉、变异运算之后得到下一代群体 $P(t+1)$ 。

(6) 终止条件判别: 若 $t \leq T$, 则: $t \rightarrow t+1$, 转到第二步继续运算; 若 $t > T$, 则以进化过程中所得到的具有最大适应度的个体作为最优解输出, 终止计算。

4 算法设计

在算法设计过程中,进行了一些简化、假设:

• 不考虑列车到离站的速度变化,将列车运行视为匀速的。

·对于旅客不同时段到达的不均匀性,按早、晚高峰和平峰时段分别进行计算,计算过程中,只需改变旅客到达服从的参数值 λ 即可。

4.1 编码

遗传算法中的编码就是把问题的可行解从解空间转换到算法能处理的搜索空间的转换方法。编码是应用遗传算法要解决的首要问题,是算法设计中的关键步骤,它将影响后面的交叉、变异等运算,很大程度上决定了如何进行群体的遗传进化运算以及运算的效率。

考虑到虽然模型的解空间规模较大,但约束条件却比较简单,本文设计的遗传算法采用实数编码方法,即个体染色体的各个基因座上的值采用决策变量的真实值。它可以直接在解的表现型上进行遗传操作,减低无效交叉发生的可能性。

4.2 适应度函数

遗传算法中,是用适应度这个概念来度量群体中各个个体在优化计算中有可能达到或接近于或有助于找到最优解的优良程度。适应度较高的个体遗传到下一代的概率较大;适应度较低的个体遗传到下一代的概率就相对小一些。计算个体适应度的函数或过程称为适应度函数(Fitness Function),记为 $F(t)$ 。为了选择算子设计的方便,很多时候适应度函数被要求非负。本文所研究的优化问题属于求目标函数最小值的问题,因此,拟选择的适应度函数 $F(t)$ 的转换方法如下:

$$F(t) = C_{\max} - f(t)$$

式中, $C_{\max}$ 是同一代群体中所有目标函数值的最大值。

4.3 算子设计

4.3.1 选择算子

选择算子是用来对群体中的个体进行优胜劣汰操作的,适应度的高低决定了个体被遗传到下一代群体中的概率大小。遗传算法中的选择操作就是用来确定如何从父代群体中按某种方法选取哪些个体遗传到下一代群体中。

选择操作建立在对个体适应度进行评价的基础上,其目的主要是为了避免基因缺失,提高全局收敛性和计算效率。

本文采用无放回余数随机选择,具体操作过程如下:

(1)计算群体中每个个体在下一代群体中的生存期望数目 N_i :

$$N_i = M \cdot F_i / \sum_{i=1}^M F_i \quad (i=1, 2, \dots, M)$$

(2)取 N_i 的整数部分 $[N_i]$ 为对应个体在下一代群体中的生存数目。这样共可确定出下一代 M 个群体中的 $\sum_{i=1}^M [N_i]$ 个个体。

(3)以 $F_i - [N_i] \cdot \sum_{i=1}^M F_i / M$ 为各个个体的新的适应度,用

比例选择方法(赌盘选择方法)来随机确定下一代群体中还未确定的 $M - \sum_{i=1}^M [N_i]$ 个个体。

这种选择操作方法可确保适应度比平均适应度大的一些个体一定能够被遗传到下一代群体中,选择误差较小。

4.3.2 交叉算子

选择的效果提高了群体的平均适应度,但却损失了群体的多样性,最好的个体的适应度值将无法得到改进。因此遗传算法引入交叉算子,对两个相互配对的染色体按某种方式相互交换部分基因,从而形成新的个体。交叉运算是产生新个体的主要方法,它决定了遗传算法的全局搜索能力。

本文选择单点交叉(One-point Crossover)作为遗传算法的交叉算子。同时配合最优保存策略,即在每一代的进化过程中保留多个最优个体不参加交叉运算,直接将它复制到下一代群体中。

4.3.3 变异算子

变异算法是指将个体染色体编码串中的某些基因座上的基因值用该基因座的其它等位基因来替换,从而形成一个新的个体。变异算法只是产生新个体的辅助方法,但是它却决定了算法的局部搜索能力。因此变异算子和交叉算子需要相互配合,共同完成对搜索空间的搜索,从而提高算法的搜索性能。

本文选择均匀变异(Uniform Mutation)操作进行变异运算。本文中任一基因的取值范围是 (t_{k-1}, t_{k+1}) ,则变异点的新基因值 t'_k 为:

$$t'_k = t_{k-1} + \gamma(t_{k+1} - t_{k-1})$$

式中, γ 为(0,1)范围内符合均匀概率分布的一个随机数。

4.4 算法终止条件

用户满足已搜索到的最优解或系统已达稳定。

结束语 本文提出的利用遗传算法解决轨道交通调度优化的方法,具有较好的实用性。在知道轨道交通出行者出行OD的情况下,本文设计的方法就能够在调度优化问题巨大的搜索空间中找到近似最优解。

参考文献

- 1 周明,孙树栋. 遗传算法原理及应用. 北京:国防工业出版社,1999
- 2 钱颂迪. 运筹学. 北京:清华大学出版社,1990
- 3 陈应先. 我国城市交通发展策略. 城市轨道交通研究,1998.4
- 4 Parkhurst G P. The economic and environmental roles of park and ride. In: Processing of 6th Annual Conference on Park and Ride, London: PTRC, 1998
- 5 肖俊. 遗传算法的工程应用. 计算机科学,2005,32

(上接第140页)

综上所述,采购管理的业务处理系统的角色包括采购部门、MRP计划、财务部门、供应商和仓库部门等五个角色。

然后确定用例。

1)各角色都执行了相应的活动,例如,根据MRP形成了采购计划,故MRP角色启动了“形成采购计划”用例;

2)只要形成采购计划后就会形成用款计划,故“形成采购计划”用例与“形成用款计划”用例之间是《include》包括关系;

3)形成用款计划后需要和财务部门打交道,故从“形成用款计划”用例有一个有向箭头指向“财务部门”角色;

4)订单下达到采购部门;供应商送货;

5)仓库部门进行货物入库等等活动,角色与用例之间的关系同理可推,所以根据每个角色实现的功能就形成了相应

的用例。

最后简要描述每个用例。每个用例都根据各自实现的功能用简短的语言加以描述,使整个系统的流程清晰、完善。

根据上述分析,采购管理业务处理用例图如图3所示。

结束语 本文分析了UML工具对ERP系统进行建模的优势,提出了基于UML用例图的功能建模方法,并通过ERP系统中一个业务处理实例加以论述。

参考文献

- 1 Boggs W, Boggs M. UML与Rational Rose 2002从入门到精通. 北京:电子工业出版社,2002
- 2 麻志毅. 统一软件开发过程评述. 计算机科学,2002(1)
- 3 范玉顺,王刚,高展. 企业建模理论与方法学导论. 北京:清华大学出版社/施普林格出版社,2001