

铁路车流径路优化的遗传算法设计

农 静¹, 王 磊², 尹慧琳²

(1. 同济大学 电子与信息工程学院, 上海 201804; 2. 同济大学 中德学院, 上海 200092)

摘要: 将铁路车流径路的优化问题分解为两个: 车流排列离散空间中车流排列优化, 车流排列的评价计算. 在给出车流排列的评价函数的定义后, 引入旅行商问题的描述, 把车流排列优化问题归约为 TSP 问题, 从而给出了车流排列优化的复杂性分析. 引入优先权编码, 定义种群个体的适应值函数和相应的遗传操作, 给出相应的遗传优化算法, 并以实际运营数据为依据, 进行仿真计算. 通过同禁忌搜索法计算结果比较, 遗传算法虽然在解的精度上略逊一筹, 但计算工作量小得多, 硬件要求也没有禁忌搜索法高. 因此, 具体选用应以具体情况而定. 条件允许, 最好将两种算法结合起来使用.

关键词: 车流径路; 遗传算法; 评价函数; 车流排列优化; 旅行商问题; 优先权编码

中图分类号: U 292; TP 18

文献标识码: A

Optimization Design of Railway Car Flow Routing Based on Genetic Algorithm

NONG Jing¹, WANG Lei², YIN Huilin²

(1. College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Chinese-German College of Postgraduate Studies, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: Car flow routing optimization is decomposed into two parts: the evaluative function computing of car flow order and the car flow order permutation optimization. The paper first presents the definition of the function to evaluate the order, and then the introduction of the traveling salesman problem. By inducing that the car flow order permutation optimization is traveling salesman problem, an analysis is made of the computational complexity of the car flow routing optimization. The paper also presents a genetic algorithm with designing of priority weight coding, fitness function of population individuals and relevant genetic operation. And simulation results based on a real case are given. Compared with tabu search algorithm, genetic algorithm is lower in computational precision while retaining such advantages of low

computing cost and low request of hardware. Therefore, the choice of the method is based on the real situation, and a combination of the two methods is proposed if permission.

Key words: car flow routing; genetic algorithm; evaluative function; car flow order permutation optimization; traveling salesman problem; priority weight coding

铁路车流径路优化是指在给定的路网环境和车流量条件下, 确定各支车流的运行径路, 使车辆总走行公里数最少, 并具有尽可能简单的组织方式^[1]. 路网环境指铁路网络的布局及各车站和区段的通过能力, 由于受路网环境所限, 各支车流不可能按最理想的径路(最短路径)运行. 显而易见, 车流径路的计算对于实际生产中充分利用铁路设备使用能力、降低运输成本, 有着重要的指导意义.

车流径路优化的计算很复杂, 其复杂性随路网的节点数及待分配的车流数呈指数型增长^[2]. 因此, 车流径路问题一直是铁路科研中的研究热点.

20 世纪 90 年代以前, 受当时计算机硬件环境的影响, 研究大都停留在理论上^[3]. 随着现代启发式算法在我国计算机界和数学界的研究热潮的兴起, 很多研究者尝试将其引入到车流径路优化计算上来. 文献[4]应用遗传算法来求解问题, 但算法设计上忽略了车流共同径路这一约束条件. 文献[5-6]将车流径路与列车编组计划一起进行整体优化计算, 还引进模拟退火算法作为寻优工具. 但是, 当路网规模较大时, 与列车编组计划一起进行整体优化会大大增加计算量, 在普通计算环境里, 难度不小.

1 车流排列评价函数及空间优化模型

由于影响铁路车流径路优化的因素太多, 受路

收稿日期: 2008-10-22

作者简介: 农 静(1973—), 女, 讲师, 博士生, 主要研究方向为决策支持系统、模式识别与人工智能. E-mail: ee.jnong@tongji.edu.cn
王 磊(1961—), 男, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为智能控制. E-mail: leiwang@tongji.edu.cn

网环境的约束,这些因素是相关的.在研究优化算法时,同时考虑多个因素是不利的,因此,有必要简化处理问题.首先,可以假设一个固定顺序车流排列,根据逐支分流的原则,构造对该车流排列评价函数的定义,其次,在评价函数的基础上,再构造车流排列空间优化模型,从而将车流径路优化计算转化为车流排列空间优化计算及车流排列评价计算.

设路网为1个有向图 $G = (V, E, W, C)$, V 为顶点集, E 为边集, W 为 E 上的权函数的集合, C 为 E 的能力集合.即对每一边 $(i, j) \in E$, $i, j = \{1, 2, \dots, m\}$, 有1个权 w_{ij} 及能力 c_{ij} 与之对应, w_{ij} 为从一个顶点 i 到另一个邻接顶点 j 的长度, c_{ij} 为边 (i, j) 的通过能力.给定 n (共有 n 支车流) 支车流 $F = (f_1, f_2, \dots, f_n)$, 流量是 $L = (l_1, l_2, \dots, l_n)$, 车流 f_k 的起始站点、终止站点分别为 p_k, q_k , $k = 1, 2, \dots, n$. 定义 $x_{ij,k}$ 是关于 f_k 运行径路的指示变量

$$x_{ij,k} = \begin{cases} 1, & (i, j) \text{ 在 } f_k \text{ 中} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

假设一个固定顺序的车流排列为 $(f_1 f_2 \dots f_n)$, 为了表述方便,引入1支虚拟车流 f_0 (可以理解为1支始发站与终点站相同的车流), 于是,要评价的车流序列变为 $(f_0 f_1 f_2 \dots f_n)$. 其评价函数通过下面的递归函数 g 来定义:

$$g(f_0 f_1 f_2 \dots f_k) = g(f_0 f_1 f_2 \dots f_{k-1}) + z_k, \\ g(f_0) = 0; \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

式中, z_k 是车流 f_k ($k = 1, 2, \dots, n$) 基于当前线路能力约束条件下按最短径路运行计算所得吨千米数 ($t \cdot \text{km}$), 是下面优化模型的最优解:

$$z_k = \min \left(l_k \left(\sum_{i \in V} \sum_{j \in V} w_{ij} x_{ij,k} \right) \right) \quad (3)$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_j x_{ij,k} \leq 2, \quad \forall i \in V \quad (4)$$

$$\sum_{j \neq s} x_{ij,k} \geq x_{is,k}, \quad \forall (i, s) \in E, \\ \forall i \in V \setminus \{p_k, q_k\} \quad (5)$$

$$\sum_j x_{p_k j, k} = \sum_j x_{j q_k, k} = 1 \quad (6)$$

$$l_k x_{ij,k} \leq c_{ij,k}, \quad \forall i, j \in V \quad (7)$$

其中,约束条件(4),(5)共同确保除顶点 p_k 和 q_k 外的任何一个顶点不存在或只有2条相邻的边;条件(6)确保 p_k 和 q_k 是径路端点^[7];条件(7)确保任何一条边的流量不大于该边的能力 $c_{ij,k}$. $c_{ij,k}$ 定义如下:

$$c_{ij,k} = \begin{cases} c_{ij, k-1} - x_{b_{ij}, k-1} l_{k-1}, & 2 \leq k \leq n, \quad \forall i, j \in V \\ c_{ij}, & k = 1, \quad \forall i, j \in V \end{cases} \quad (8)$$

式中, $x_{b_{ij}, k-1}$ 是 f_{k-1} 车流基于上面模型求最优解 z_{k-1} 时,运行径路的指示变量,即从点 p_{k-1} 到点 q_{k-1} 在 $k-1$ 时相应的能力约束下,最短径路指示变量.

评价计算的具体解释是:对给定的车流顺序,逐支按最短路径分配,最终获得式(2)的计算结果的一个过程.即给定一个 $(f_1 f_2 \dots f_n)$ 车流顺序,先取第1支 f_1 , 在能力不小于其流量 l_1 的边集中找出最短路径,根据优化模型(3)~(7)计算 z_1 , 获得 $g(f_0 f_1)$, 按式(8)更新路网中 f_1 的最短路径中边的能力,即将这些边原有能力减去 f_1 的流量 l_1 . 如此反复操作,直至 n 支车流分配完毕,最终获得评价的计算结果.

计算中,如果有1支车流不满足最短路径条件,即为无效排列顺序,则评价计算结束,直接给评价计算结果赋一个罚值(在计算机上可用一个非常大的常数表示),并返回.

若对具有 n 支车流的集合 $F = (f_1 f_2 \dots f_n)$, 设 Ω 是车流集合 F 中 n 支车流排列组成的车流排列(离散)空间,则模型定义如下:

$$Z = \min g(f_{i_1} f_{i_2} \dots f_{i_n}) \quad (9)$$

$$\text{s. t.} \quad 1 \leq i_j \leq n, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

$$i_t \neq i_j, \quad \forall t \neq j, \quad t = 1, 2, \dots, n, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

$$(f_{i_1} f_{i_2} \dots f_{i_n}) \in \Omega \quad (12)$$

约束条件(10),(11)的含意是 $(f_{i_1} f_{i_2} \dots f_{i_n})$ 满足 $\forall f_k \in F$ 在 $(f_{i_1} f_{i_2} \dots f_{i_n})$ 排列中出现一次,且仅能一次.优化目标是寻找 (f_1, f_2, \dots, f_n) 的一个排列,使其评价价值最小,其中 g 是式(2)定义的评价函数.

2 问题复杂性分析

在车流集合 F 中加入1支虚拟车流 f_0 (可以理解为1支始发站与终点站相同的车流),显然不会影响 F 中任何一个排列的评价价值,即不影响车流排列空间优化问题的求解.这样式(9)也可写为

$$Z = \min g(f_0 f_{i_1} f_{i_2} \dots f_{i_n} f_0) \quad (13)$$

旅行商问题(traveling salesman problem, TSP)要求在图中找一条最短的 Hamilton 回路^[8],即给定若干个城市并给出每两个城市之间的距离,旅行商必须以最短路径访问所有的城市一次且仅一次,并回到出发地,使访问的距离最短.从以上分析知道,车流排列空间优化是给定 $n+1$ 支车流(包含虚拟车流 f_0),寻求一个遍历,要求从 f_0 出发,经过车流集合 F 中的每支车流一次且仅一次,并回到 f_0 ,以使该遍历产生的车流排列顺序的序列评价价值最小.因

此,车流排列空间优化是 TSP 的一个变种.

TSP 是 NP (nondeterministic polynomial) 难的问题^[9],因此,车流排列空间优化也是 NP 难的,目前不存在多项式时间算法.

车流排列顺序序列的评价算法是多项式时间算法.假设 n 代表车流数, m 代表路网中顶点数,1 列车流序列中有 n 支车流,按评价算法,最坏情况下要调用 n 次最短路径算法,而标准的 Dijkstra 时间复杂度为 $O(m^2)$,故评价算法的时间复杂度为 $O(nm^2)$,即本文提出的优化算法比 TSP 计算复杂.这就要求在应用中除采用目前针对 NP 难问题比较有效的现代启发式算法外,还要注意最短路径算法的选择.

3 遗传算法描述

遗传算法是近几十年来国内外学者广为关注的现代启发式算法,具有简单、有效、鲁棒性强、并行以及随机全局搜索的特性.鉴于遗传算法求解大规模组合优化问题的优越性^[10],现采用一种基于优先权编码的遗传算法求解铁路车流径路优化.

3.1 染色体编码设计

染色体中的基因用两个要素表征:基因点,在染色体结构中基因所处的位置,代表车流编号;基因值,代表对应于该染色体组成的车流排列中该支流的优先权.这种编码方法称作基于优先权的编码^[7].

现举例说明,假设给定 10 支车流 $F = (f_1 f_2 \dots f_{10})$,图 1 给出 1 个个体的示意图,图中格子内数字表示代码.由于 f_8 的权值最高,因此在车流排列中排第一位,依此类推.于是,这个个体对应于车流的排列为 $(f_8 f_{10} f_7 f_1 f_4 f_6 f_3 f_2 f_5 f_9)$.

位置:车流代码	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
值:优先权	7	3	4	6	2	5	8	10	1	9

图 1 基于优先权编码的例子

Fig.1 An example based on priority weight coding

对于有 n 支车流排列空间优化问题,令 Ω 是包含 1 到 n 的整数集合,即 $\Omega = \{1, 2, \dots, n\}$; β_i 表示顶点 i 的优先权,是一个 Ω 中的随机整数.所有车流的优先权满足下列条件:

$$\begin{aligned} \beta_i &\neq \beta_j, \quad \beta_i, \beta_j \in \Omega, \\ i &\neq j, \quad i, j = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (14)$$

因而,对于种群中的任意 1 个个体 x ,其优先权编码 π_x 形式上可定义为

$$\pi_x = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n] \quad (15)$$

可以用随机的方式产生初始种群,但是初始化时,有可能产生一些无效车流排列,即按上述定义的评价函数计算时,会有某一支车流不存在满足条件的最短路径.为了保证种群的多样性,规定要重新生成新的有效个体来代替.

3.2 适应值函数

由于遗传算法通常基于适应值进行遗传操作,因此,合理的适应值能够将各个个体的优劣程度得以体现,并适应算法的进化过程.

对于有 n 支车流排列空间优化问题,如果用 D 表示所有染色体编码构成的集合, S 表示 n 支所有车流排列构成的集合,从基于优先权的编码的定义不难看出, D 到 S 之间存在一个双射(用 $h: D \rightarrow S$ 来表示),即对于种群中的任意 1 个个体 x ,其优先权的编码为 $[\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n]$,故必然有唯一的一列车流排列 $h(x) = f_{x_1} f_{x_2} \dots f_{x_n}$ 与之对应.反之亦然.

由于在种群中,某列车流排列的评价值越小,个体就越优,所以必须将评价值转化为适应值,以确保较适合的个体有更大的适应值.设个体 x 对应于当前世代中的某个体, z_{\max} 和 z_{\min} 分别是当前世代中最大和最小的有效车流排列评价值,适应函数 $e(x)$ 如下:

$$e(x) = \left(\frac{z_{\max} - g(h(x)) + \gamma}{z_{\max} - z_{\min} + \gamma} \right)^\theta, \quad \theta > 0 \quad (16)$$

式中: g 的定义见式(2); h 为上述的映射函数,将 x 的优先权编码转换为相应的车流排列; γ 为开区间 $(0, 1)$ 中的一个正实数,作用是避免分母为零; θ 为一正实数,主要功能是加大或缩小种群中各个体适应值之间的相差倍数,具体的取值视情况而定.

3.3 遗传操作及终止准则

遗传操作包括选择运算、交叉运算及变异运算.

选择运算可避免有效基因的丢失,使高性能的个体生存概率更大,从而提高全局收敛性和计算效率.现采用轮盘赌选择运算^[11].

交叉运算可组合出新的个体,在解空间中有效搜索,同时降低对有效模式的破坏概率.采用 Syswerda 提出的基于位置的交叉运算^[12],可被看成是一种整数排列上结合修正过程的均匀交叉运算.如图 2 所示,它通过从左到右扫描,从父代 1 中随机拿走一些基因,在空白处顺序地填入父代 2 的基因,形成子代.要求填入父代 2 的基因值不在父代 1 中随机拿走的那些基因值中出现,以保证式(14)成立.

当交叉运算产生的后代适应值不再进化且没有达到最优时,就意味着算法的早熟收敛.根源在于有效基因缺损,变异操作一定程度上克服了这种情况,

有利于增加种群的多样性.这里使用的是交换变异操作,随机选择两个位置,交换它们的基因值.见图3.

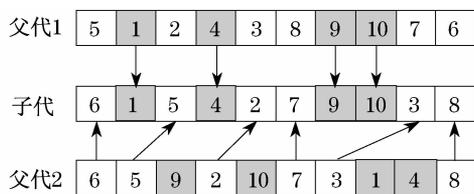


图2 基于位置的交叉运算

Fig.2 Crossover operation based on position

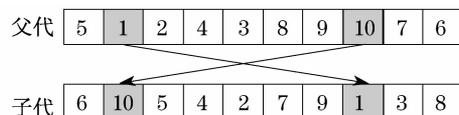


图3 变异运算

Fig.3 Mutation operation

由于交叉和变异等遗传运算的随机性,有可能破坏当前群体中的优良个体,降低群体的平均相对适应值,影响遗传算法的运行效率和收敛性等,因此,希望相对适应度最好的个体尽可能地保留到下一代群体中.这就是择优运算.在运算过程中,选择相对适应度函数较好的几个个体直接进入下一代群体.

终止准则应根据所求解问题的性质,在优化质量和效率方面合理均衡或侧重.本文采用以下两种终止准则:①预设最大迭代代数,当达到最大代数时终止;②在连续若干代以后,最佳染色体个体的适应值仍然没有明显变化时,终止运算.

3.4 车流排列空间优化遗传算法

车流排列空间优化遗传算法^[9,12]具体如下:

步骤一,初始化:设置终止准则、交叉概率 δ 、变异概率 ϵ 、择优运算中的择优数目 L .

步骤二,令进化代数 $k=0$,按照优先权编码的规则,随机产生 N 个初始个体,构成初始种群.

步骤三,将种群中各染色体解码成车流排列序列,并按评价函数算法计算相应车流排列的评价值,再按式(16)计算当前世代种群中各个体的适应值.

步骤四,判断算法终止准则是否满足,若满足则转步骤十,否则执行下列步骤.

步骤五,择优运算,选择相对适应度函数较好的 L 个个体直接进入下一代群体,令 $M=L+1$.

步骤六,根据适应值大小以轮盘赌方式执行选择运算操作,在当前世代种群中选取2个个体.

步骤七,产生1个随机数 $\xi \in [0,1]$,若 $\xi \leq \delta$,则对选中个体执行交叉操作来产生2个临时个体,否则将所选中父代个体作为临时个体,令 $i=1$.

步骤八,令 $M=M+1$;产生1个随机数 $\alpha \in [0,1]$,若 $\alpha \leq \delta$,则对步骤七中的第 i 个临时个体执行变异操作,产生1个新个体,放入 $k+1$ 世代种群中;否则,将选中的这个临时个体直接放入 $k+1$ 世代种群中. $i=i+1$,若 $i \leq 2$,则继续执行步骤八,否则继续.

步骤九,若 $M \leq N$,转步骤六;否则 $k=k+1$,并转步骤三.

步骤十,输出搜索结果,结束.

4 算例

以实际的华东地区车流径路优化(80个顶点的路网结构,239支车流)为例,应用上述算法在单台计算机上计算.进化环境设置如下:种群为50,最大迭代代数数为1500,交叉概率为0.6,变异概率为0.3,择优运算中的 $L=1$,式(16)中的 $\gamma=0.5, \theta=4$.

整个计算过程在1台PC机(PIV 2.5G)上完成,耗时约12.5h,部分计算数据见表1和图4.图中, Y 为第 X 世代中最佳个体所对应的车流排列产生的总行走数.对比文献[2]中的分布式算法的最终结果(10.41亿 $t \cdot km$)以及相应的计算环境(5台客户机与1台服务器),得出如下结论:

表1 遗传算法的部分计算结果

Tab.1 Some results of the genetic algorithm

进化世代数 X	最佳个体评价价值 $Y/(亿 t \cdot km)$
1	10.619 040 48
200	10.458 885 34
400	10.456 188 33
600	10.449 263 3
800	10.439 909 98
1 000	10.439 344 82
1 200	10.439 344 82
1 500	10.439 281 12

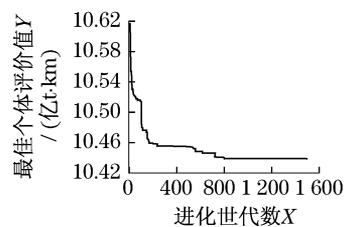


图4 基于遗传算法的车流排列空间优化过程

Fig.4 Optimization process of the car flow order permutation using genetic algorithm

(1)表面上,遗传算法的迭代次数(1500次)比基于禁忌搜索法的分布式算法^[2](200次)多,但每次

迭代时种群数目(50 列车流排列),远比分布式算法搜索邻域中部分元素的数目(2500 列车流排列)少得多.禁忌搜索法的计算工作是通过分布式计算技术解决的,因此,其对计算环境(1 台计算机)的要求也远不如分布式算法(6 台计算机组成)高.

(2) 遗传算法是全空间并行搜索的,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,但局部寻优能力较差,运算后期会振荡等;而禁忌搜索法(分布式的核心算法)局部搜索能力非常强,算例也验证了这一点:采用禁忌搜索法得到结果要比遗传算法好.但禁忌搜索法对初始解的依赖性较强,因此在应用中,可将二者结合起来,利用遗传算法进行前期搜索,构造禁忌搜索法的初始解或初始解集,然后利用分布式算法进一步求解.

(3) 上述计算是在假设路网各区段的实际货运能力为现有最大能力的 100%的条件下进行的,实际优化过程中,货运能力占现有最大能力的比重不可能这么高.此时,绕行车流数会大幅度上升,优化效果更明显.同时,无效车流顺序排列的数量会随着实际货运能力占现有最大能力比重下降而大幅度增加,为了保证遗传算法种群的多样性,要求大幅度增加种群的数目,计算量会急剧上升.为了在可接受的时间内得到较理想的解,要考虑引入分布式计算技术.

5 结语

将铁路车流径路的优化问题分解为两个:车流排列离散空间中车流排列优化,车流排列的评价计算.这种优化方法与其他优化方法相比,优势在于:首先,降低了优化问题对研究者知识结构的要求,数学及计算机工作者可重点研究车流排列离散空间中车流排列优化,而从事铁路运输方面研究学者重点则在如何构造车流排列的评价上;其次,由于这种计算任务是可分割的,因此,可将不同的计算任务分配给不同的计算机,最终通过网络返回计算结果而形成分布式计算,最终优化车流径路;第三,车流排列优化的复杂性分析,是通过引入排列离散空间中的 TSP 后,把车流排列优化与之归约后给出的.这样就可以方便地将排列离散空间中对此类问题的最新研究成果引入到车流排列优化中来.

笔者根据车流排列的具体问题,对实际的华东地区车流径路进行优化计算,说明了遗传算法设计的有效性.但是,遗传算法的计算结果具有不稳定性,建议在具体使用时结合其他启发式算法一起使用.

参考文献:

- [1] 孙焰,姜磊.具有能力限制的路网重车流径路优化方法[J].铁道运输与经济,2005,27(12):82.
SUN Yan,JIANG Lei.Route optimizing method of loaded car flow with capacity limit in railway network [J]. Railway Transport and Economy,2005,27(12):82.
- [2] 农静,季令,叶玉玲,等.铁路车流径路优化分布式算法[J].中国铁道科学,2008,29(3):115.
NONG Jing,JI Ling,YE Yuling,et al. Distributed algorithm for the optimization of railway car flow routing[J]. China Railway Science,2008,29(3):115.
- [3] 施其洲.多目标铁路车流分配模型及 GP-STEM 算法的求解[J].上海铁道学院学报,1989,10(3):27.
SHI Qizhou. Multi-objective distribution model and GP-STEM algorithm of railway wagon flow [J]. Journal of Shanghai Institute of Railway Technology,1989,10(3):27.
- [4] 卢新民,郑时德.求解路网上车流的启发式算法[J].北方交通大学学报,1993(3):250.
LU Xinming,ZHENG Shide. A heuristic algorithm for finding wagon flow path in railway network [J]. Journal of Northern Jiaotong University,1993(3):250.
- [5] 林伯梁,朱松年.路网上车流径路与列车编组计划的整体优化[J].铁道学报,1996,18(1):1.
LIN Boliang,ZHU Songnian. Synthetic optimization of train touting and makeup plan in a railway network [J]. Journal of the China Railway Society,1996,18(1):1.
- [6] 史峰,孔庆铃,胡安洲.车流径路与编组计划综合优化的网络方法[J].铁道学报,1996,19(1):1.
SHI Feng,KONG Qingqian,HU Anzhou. A network method of comprehensive optimization of wagon path and train formation plan [J]. Journal of the China Railway Society, 1996,19(1):1.
- [7] 玄光男,程润伟.遗传算法与工程优化[M].于歆杰,周根贵,译.北京:清华大学出版社,2004.
Mitsuo Gen, CHENG Runwei. Genetic algorithms and engineering optimization [M]. Translated by YU Xinjie, ZHOU Gengui. Beijing: Tsinghua University Press,2004.
- [8] 马良.旅行推销员问题的算法综述[J].数学的实践与认识,2000,30(2):156.
MA Liang. Algorithmic review on the traveling salesman problem [J]. Mathematics in Practice and Theory,2000,30(2):156.
- [9] Garey M R,Johnson D S. Computers and intractability: a guide to the theory of NP-Completeness [M]. New York: W H Freeman, 1979.
- [10] 王雅琳,李开峰,马杰,等.遗传算法在企业铁路取送调车作业优化中的运用[J].系统工程,2007,25(3):94.
WANG Yalin,LI Kaifeng,MA Jie,et al. Application of genetic algorithm to optimal operation for placing-in and taking-out of wagons at enterprise railway [J]. System Engineering,2007,25(3):94.
- [11] 邢文训,谢金星.现代优化计算方法[M].北京:清华大学出版社,2005.
XING Wenxun,XIE Jinxing. Modern optimized algorithm [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.
- [12] Davis L. Handbook of genetic algorithms [M]. New York: Van Nostrand Reinhold,1991.