

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2023.03.007

基于改进非支配排序遗传算法的重载列车 长大下坡运行策略

何静¹, 乔多¹, 贾林²

(1. 湖南工业大学 电气与信息工程学院, 湖南 株洲 412007; 2. 湖南工业大学 轨道交通学院, 湖南 株洲 412007)

摘要: 选择合适的制动缓解时机是重载列车长大下坡安全运行的关键, 而列车循环制动要综合考虑线路坡度、区间限速、副风缸再充风时间等多种因素, 现有的列车驾驶优化算法存在收敛速度慢和局部搜索能力不足等问题。因此, 对非支配排序遗传算法(NSGA-II)进行改进, 以最短空气制动距离和最高运行效率为优化目标, 构建基于INSGA-II(改进NSGA-II)的重载列车长大下坡循环制动优化模型。一方面, 采用动态拥挤度和精英保留方式选择个体, 同时加入劣质种群自动修复策略, 保证解的多样性的同时保留优秀个体; 另一方面, 在NSGA-II中引入变邻域搜索策略(VNS), 以解决NSGA-II局部搜索能力不足的问题。最后选取朔黄铁路一段长大下坡道实际线路数据, 仿真得到最优的工况转换序列, 并生成列车驾驶曲线, 证明了所提方法的有效性。

关键词: 非支配排序遗传算法; 重载列车; 长大下坡; 动态拥挤度; 变邻域搜索

中图分类号: U284.48

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2023)03-0042-08

引文格式: 何静, 乔多, 贾林. 基于改进非支配排序遗传算法的重载列车长大下坡运行策略[J]. 湖南工业大学学报, 2023, 37(3): 42-49.

Operating Strategy Based on an Improved Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm for Heavy Haul Trains on Long Down-Slope

HE Jing¹, QIAO Duo¹, JIA Lin²

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China;

2. College of Railway Transportation, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China)

Abstract: Selection of the appropriate braking release time is the key to the safe operation of heavy haul trains on long down-slope. However, such various factors as line inclination, interval speed limit, auxiliary air cylinder recharging time and so on should be taken into consideration comprehensively for train cyclic braking. The existing train driving optimization algorithms are characterized with such flaws as slow convergence speed and insufficient local search ability. Therefore, an improvement has been made of the non-dominated sequencing genetic algorithm (NSGA-II), with

收稿日期: 2022-11-09

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62173137)

作者简介: 何静(1971-), 女, 广东开平人, 湖南工业大学教授, 博士, 硕士生导师, 主要研究方向为机车系统故障诊断,

E-mail: hejing@263.net

通信作者: 贾林(1988-), 男, 河南南阳人, 湖南工业大学讲师, 博士, 主要研究方向为列车制动智能控制,

E-mail: jialin@hut.edu.cn

the shortest air braking distance and the highest operating efficiency being the optimization objectives, an optimization model has been formed of heavy haul trains on long down-slope cycle braking on the basis of INSGA - II (improved NSGA-II) algorithm. On the other hand, variable neighborhood search (VNS) has been introduced into NSGA-II algorithm to solve the problem of insufficient local search ability found in NSGA-II algorithm. Finally, the actual line data of a section of long down-slope of ShuoHuang Railway is selected, followed by a simulation of the optimal condition conversion sequence, thus generating the train driving curve, which verifies the validity of the proposed method.

Keywords: NSGA-II; heavy haul train; long down-slope; dynamic congestion; variable neighborhood search (VNS)

1 研究背景

重载列车编组多样、车身高,牵引质量不断提高,对应的重载铁路具有长大下坡道集中的特点^[1]。在长大下坡路段,由于列车质量大,其最大电制动不能使列车减速运行,因此不仅需要施加电制动,还需要循环加入空气制动,以保证列车安全运行。目前,重载列车空气制动力的施加主要依靠司机驾驶经验,司机的驾驶操作会直接影响列车的运行状况^[2]。因此,研究一种重载列车长大下坡循环制动优化策略具有十分重要的意义。

随着智能优化算法的发展,越来越多的优化算法被应用于列车操纵驾驶策略优化问题中。Huang Y. N. 等^[3]建立了重载列车运行数学模型,利用改进的遗传算法,得到重载列车长大下坡安全运行时的行驶曲线;Liu K. W. 等^[4]以节能、舒适、准时为优化指标,建立了列车运行策略的多目标优化模型,提出一种双种群遗传粒子群优化(double population genetic and partial swarm optimization, DP-GAPSO)算法,能够快速有效地解决列车运行策略问题;Niu H. 等^[5]以列车能耗最小为优化目标,在遗传算法中引入自适应交叉和变异概率,提出了一种基于自适应遗传算法的列车节能运行策略。综上,遗传算法已经被广泛地应用于列车运行优化研究中,但是仍然存在局部搜索不足、早熟等问题。

同时,优化的目标数从单目标向多目标发展。如Yu H. Z. 等^[6]针对重载列车长大下坡制动与缓解时机的选择问题,提出了基于粒子群算法的列车运行操纵策略;Xiao S. Y. 等^[7]利用细菌觅食算法求解列车运行最优操作策略,保证列车准时到站的基础上,实现了在线优化列车节能运行;He D. Q. 等^[8]以列车运行能耗最小、精确停车和准点到站为优化目标,提出了一种基于改进鸡群优化的列车节能优化方法;

Huang Y. C. 等^[9]针对重载列车在长陡坡上的驾驶难题,引入人工蜂群算法,将多约束条件结合到目标函数中,求得最优的工况转换点;Xing C. 等^[10]建立以列车能耗和运行时间为目标的优化模型,提出基于非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA-II)求解列车多目标运行优化问题。以上研究多是用线性加权法将多目标优化问题转化为单目标优化问题来求解。但该方法存在各目标权重难以确定、优化目标之间的非线性相关性导致求解很难得到全局最优解的缺点。

因此,本文拟采用NSGA-II,对多目标函数直接求解。同时,针对单一NSGA-II求解多目标优化问题时,在保持种群的多样性和局部搜索方面存在的不足,本文提出了基于改进NSGA-II(improved NSGA-II)的列车长大下坡循环制动运行优化模型,并选取朔黄铁路一段长大下坡道实际线路数据,仿真并对比不同算法的实验结果以证明所提方法的有效性,以期为重载列车长大下坡路段的循环制动驾驶提供一定的参考依据。

2 优化模型建立

2.1 动力学模型

重载列车运行过程中,由于线路坡度、车辆编组、载质量等因素,会受到不同力的作用。本研究在计算附加阻力时未考虑车厢间的相互作用力,因此列车在运行过程中受到的作用力包括:机车牵引力、制动力(电制动和空气制动)、基本运行阻力和附加阻力^[11]。列车在不同运行工况下所受到的合力如下:

$$\begin{cases} \text{牵引工况: } C = F_w - W; \\ \text{惰行工况: } C = -W; \\ \text{制动工况: } C = -(B + W). \end{cases} \quad (1)$$

式中: C 为合力;

F_{tr} 为机车牵引力;

W 为运行阻力;

B 为制动力。

列车运行阻力 W 包括基本阻力 W_0 和附加阻力 W_j , 如式 (2) 所示。基本阻力和附加阻力计算分别如式 (3) 和 (4) 所示^[12]。

$$W=W_0+W_j \quad (2)$$

$$\begin{cases} W_0=(\omega_0 * M * g) / 1000; \\ \omega_0=a+bv+cv^2, \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} W_j=[(\omega_i+\omega_r+\omega_s) * M * g] / 1000. \\ \omega_r=600/R, \\ \omega_s=0.00013L_s, \\ \omega_i=i, \end{cases} \quad (4)$$

式 (3) (4) 中: v 为列车运行速度;

ω_0 为单位基本阻力;

M 为列车质量;

g 为重力加速度, 取 9.81 m/s^2 ;

a 、 b 、 c 为阻力常数;

ω_i 为单位坡道附加阻力;

ω_r 为单位曲线附加阻力;

ω_s 为单位隧道附加阻力;

i 为线路坡度;

R 为曲线半径;

L_s 为隧道长度。

列车制动力 B 包括电制动力 B_d 和空气制动力 B_k , 如式 (5) 所示。常用制动时, 单位空气制动力 b 的计算式如式 (6) 所示^[13]。

$$B=B_d+B_k \quad (5)$$

$$b=\beta_c * 1000 * \varphi_h * \vartheta_h \quad (6)$$

式中: β_c 为常用制动系数;

φ_h 为换算制动力;

ϑ_h 为换算摩擦因数。

2.2 双目标优化模型

结合重载列车驾驶控制的实际需求, 针对重载列车在长大下坡区段的驾驶过程, 本研究设定的优化目标如下:

1) 空气制动距离最短。当列车施加空气制动调速时, 列车闸瓦与车轮踏面间会出现磨损^[14]。因此在确保列车安全运行的前提下, 应尽可能地减小空气制动距离, 达到减小列车闸瓦磨损的目的。故确定目标函数一为

$$\min : S_k = \int_0^S kdS \quad (7)$$

式中: S 为运行距离; k 为空气制动力系数, 取值为

$$k = \begin{cases} 0, & B_k=0; \\ 1, & B_k>0. \end{cases} \quad (8)$$

2) 运行效率最高。列车的运行效率可以用列车全程平均运行速度来表示。在线路不变的情况下, 通过对列车运行速度曲线进行优化, 减少运行时间, 以提高列车运行效率。故确定目标函数二为

$$\max : \bar{v} = S/T \quad (9)$$

将线路均分为 n 段, 则运行时间 T 计算如下:

$$T = \sum_{j=1}^n T_j \quad (10)$$

式中 T_j 为第 j 段线路列车的运行时间。

列车限速包括区间最高限速 v_{\max} 和最低缓解限速 v_{\min} 。为了避免列车运行过程中车厢间的车钩力过大, 设定列车缓解过程中的速度不得低于 v_{\min} 。根据空气制动的特点, 列车在两次空气制动之间, 需要留有足够的时间以使副风缸的压力充分恢复, 保证下次空气制动有足够的制动力^[15]。考虑列车运行过程中的速度约束以及副风缸再充风的时间约束, 设定如下约束条件:

$$\text{s.t.} \begin{cases} v_{\min} \leq v, \\ v \leq v_{\max}, \\ t_r \geq t_{\min} \end{cases} \quad (11)$$

式中: t_r 为缓解时间;

t_{\min} 为副风缸再充风时间。

3 基于 INSGA-II 的模型求解算法

3.1 算法改进

3.1.1 动态拥挤度

NSGA-II 算法以个体的 Pareto 分层数和个体拥挤度为依据来选择优秀个体, 在同一 Pareto 分层中, 拥挤度是选择和淘汰个体的关键因素。但经实验分析发现, 使用固定拥挤度所得到的个体排序方法尚存在不足, 当某个区域聚集了拥挤度低的个体时, 固定拥挤度的排序策略可能会将该区域的全部个体淘汰, 使得最终得到的 Pareto 解集的多样性变差。为了克服固定拥挤度排序法在实际应用中的不足, 本文设计的 INSGA-II 算法使用一种动态拥挤度排序策略^[16]: 先根据个体的拥挤度排序, 删除其中拥挤度最小的个体, 如果没有达到种群数量, 则重新计算种群中个体的拥挤度, 并且删除拥挤度最小的个体, 直到种群数量达到规定值。

3.1.2 加入变邻域搜索算法

虽然交叉、变异操作可以增加种群的多样性, 但是算法仍然可能陷入局部收敛。为了增加算法

的后期收敛能力, 本研究设计了一种结合3种邻域动作的变邻域搜索方法(variable neighborhood search, VNS)^[17]。由于该问题的解是由一组顺序排列的工况转换点组成的, 选取一个个体 x , 采用不同的邻域动作 $NS_i, i=1, 2, 3$ 。在解 x 的一个或多个工况转换点附近进行局部搜索, 产生邻域解, 实现动态邻域搜索, 扩大局部搜索的范围, 从而增强算法的局部搜索能力。

1) 邻域动作 NS_1 : 先在个体 x 中随机选取1个

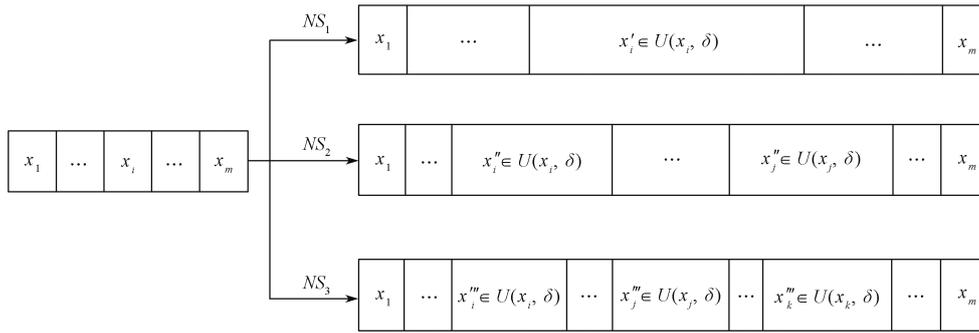


图1 结构变换示意图

Fig. 1 Schematic diagram of structural transformation

由于以上3种邻域动作的扰动程度不同, 本研究采用 NS_1, NS_2, NS_3 随机扰动, 分别产生15, 10, 5个候选解, 以减少因扰动过大而产生劣质个体。加入变邻域搜索算法, 搜索空间增大会使算法消耗大量的搜索时间, 故规定只有迭代次数为5的倍数时才加入上述变邻域搜索。变邻域搜索算法描述具体见算法1。

算法1 变邻域搜索算法。

1) 判断当前迭代次数, 若为5的倍数, 则进行下面的步骤,

if $\text{rem}(\text{gen}, 5) == 0$;

- 2) 给定初始解 x ; 经上述扰动产生3个邻域, 记为 $N_k (k=1, 2, 3), i=1$;
- 3) 在邻域结构 N_i 中遍历搜索, 如果在 N_i 里找到一个比 x 更优的解 x' , 则令 $x=x'$;
- 4) 如果搜遍邻域结构 N_i 仍找不到比 x 更优的解, 则令 $i=i+1$;
- 5) 如果 $i \leq 3$, 转步骤3;
- 6) 输出最优解 x 。

3.1.3 劣质个体自动纠正策略

在种群交叉、变异产生新个体的过程中, 由于个体生成的随机性, 种群中会产生一部分不符合约束公式(11)的个体。随着迭代过程的积累, 会严重影响种群总体质量和算法的收敛速度, 因此本研究设计一种劣质个体自动纠正策略, 以消除劣质个体的影响。具体的纠正策略如图2所示。

工况转换点 x_i , 然后在 x_i 的左右邻域生成新的工况转换点 x'_i 替换;

2) 邻域动作 NS_2 : 在个体 x 中随机选取2个工况转换点 x_i, x_j , 然后在 x_i, x_j 的左右邻域中分别生成新的工况转换点 x''_i, x''_j 替换;

3) 邻域动作 NS_3 : 在个体 x 中随机选取3个工况转换点 x_i, x_j, x_k , 然后在 x_i, x_j, x_k 的左右邻域分别生成新的工况转换点 x'''_i, x'''_j, x'''_k 替换。

具体的结构变换过程如图1所示。

如图2所示, v_{\max} 和 v_{\min} 分别为线路的最高限速和最低缓解速度。 P 为不符合速度约束的工况转换点; S_1 为列车运行刚好超过限制速度时的位置; P 和 S_1 的值可以结合解和实际线路数据进行计算。当列车的速度超速时, 取 S_1 左邻域 $(S_1-\delta, S_1)$ 中的一个值 P' 来代替原工况转换点 P 。根据以上分析, 可以设计劣质个体自动纠正策略, 如算法2所示。

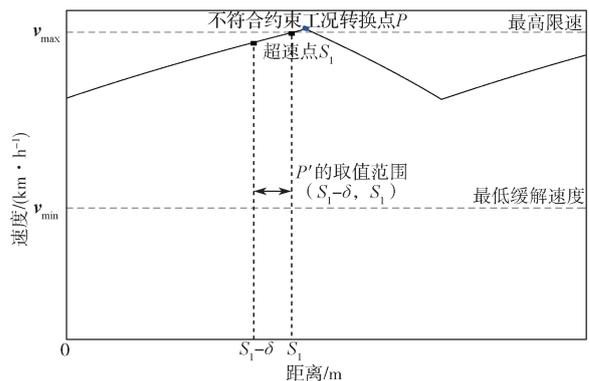


图2 自动纠正工况转换点可选择的范围

Fig. 2 Selectable range of automatic correction working condition transition points

算法2 劣质个体自动纠正策略。

- 1) 读取列车和线路基本参数。遍历种群个体 Y ;
- 2) 判断个体 Y 是否为劣质个体, 进行以下步骤

for $i=1, 2 \dots, n$;

2.1) 结合线路的坡度信息, 获得列车在区段 i 内

的加速度 a_{i1} ，并更新速度，

$$v_{i+1} = (v_2 + 2a_{i1}\Delta L)^{1/2};$$

2.2) 若当前速度不符合速度约束，则判断该个体是劣质个体，输出当前位置 S_1 ，

$$\text{if } (v_{i+1} \geq v_{\max}) \text{ || } (v_{i+1} \leq v_{\min}), \text{ then } S_1 = i * \Delta L;$$

3) 判断当前位置 S_1 最近的工况转换点 P ，

for $i=1, 2, \dots, m$,

$$\text{if } (S_1 \geq Y(:, i)) \&\& (S_1 \leq Y(:, i+1)), \text{ then } P = Y(:, i);$$

4) 以 S_1 左邻域 $(S_1 - \delta, S_1)$ 中的一个值 P' 来代替 P ，即 $Y(:, i) = P'$ 。

3.2 算法设计

3.2.1 编码

因为列车运行优化问题复杂、编译线路较长、对精度要求较高，所以采用实数编码方式^[18]。列车运行操纵策略由一系列工况转换点组成，将工况转换点 x 作为基因，运行区间所有工况转换点排序组合为一条染色体，染色体结构如图 3 所示。

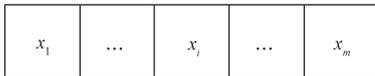


图 3 染色体结构图

Fig. 3 Chromosome structure map

3.2.2 种群初始化

设置初始种群大小为 N ，初始化仿真参数、列车参数和线路参数，随机产生初始种群。

3.2.3 选择算子

根据基因编码得到所有个体的工况转换点序列，使用 2.2 节的空气制动距离最短和最大平均运行速度目标函数计算适应度函数值。在对子代、父代合并后的种群进行快速非支配排序后，采用 3.1.1 节中的动态计算拥挤度值，并按照精英保留策略^[19]选择个体组成新的父代种群。

3.2.4 交叉算子

因为染色体采用实数编码方式，故本文采用均匀算术交叉算子^[20]。设 x_i^k 和 x_i^{k+1} 之间进行算术交叉，则交叉后的新个体如式 (12) 所示。

$$\begin{cases} x_i^{k'} = \alpha x_i^{k+1} + (1-\alpha)x_i^k, \\ x_i^{k+1'} = \alpha x_i^k + (1-\alpha)x_i^{k+1}. \end{cases} \quad (12)$$

式中： α 取 0.5；

x_i^k 为第 k 个染色体上的第 i 个工况转换点。

3.2.5 变异算子

采用实数均匀变异操作^[21]，用变异点 x_j 邻域 $U(x_j, \delta)$ 上的随机数，以变异概率 P_m 来替换该染色体上原有的基因值 x_j 。

3.3 INSGA-II 算法流程

综合第 3.1 和 3.2 节中的介绍，在 NSGA-II 算法

中加入动态拥挤度、劣质个体自动纠正策略和变邻域搜索算法，改进后的算法 (INSGA-II) 流程如图 4 所示。

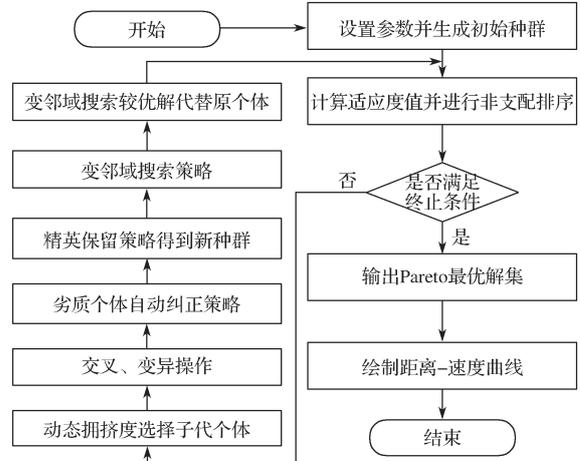


图 4 INSGA-II 算法流程图

Fig. 4 INSGA-II algorithm flowchart

4 仿真及分析

为了验证 INSGA-II 算法的有效性，本文选取朔黄铁路某一站间的数据，用 Matlab 软件进行仿真，得到重载列车在长大下坡道路的速度曲线。

4.1 参数设置

重载列车编组方式为 1+1，为 SS4B 型机车，车辆型号为 C70，具体参数见表 1。运行区间是总长 $S=21\ 260\text{ m}$ 的下坡道路，且线路限速 70 km/h ，具体线路坡度情况如图 5 所示。

表 1 列车编组参数

Table 1 Train marshalling parameters

列车参数	参数值
列车质量 /t	11 168
列车长度 /m	1 360
基本阻力参数 $a/(N \cdot \text{kg}^{-1})$, $b/(N \cdot \text{s}(\text{m} \cdot \text{kg})^{-1})$, $c/(N \cdot \text{s}^2(\text{m}^2 \cdot \text{kg})^{-1})$	8×10^{-3} , 1.08×10^{-4} , 2×10^{-5}
再充风时间 t_{\min}/min	3
列车最低缓解速度 $v_{\min}/(\text{km} \cdot \text{h}^{-1})$	30

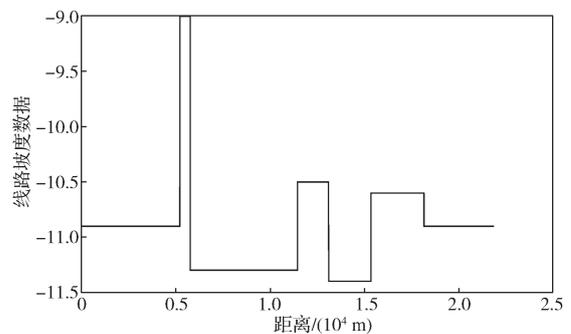


图 5 线路坡度图

Fig. 5 Line slope diagram

4.2 仿真实验结果

4.2.1 不同拥挤度排序对比实验

以不同拥挤度策略在4.1节数据上的表现为例, 其中某一层上的个体数为20, 使用不同拥挤度排序方式筛选前后解的分布, 所得结果分别见图6和7。

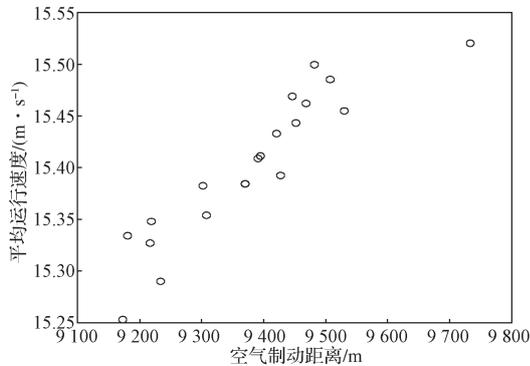


图6 筛选前解的分布

Fig. 6 Distribution of the solution before screening

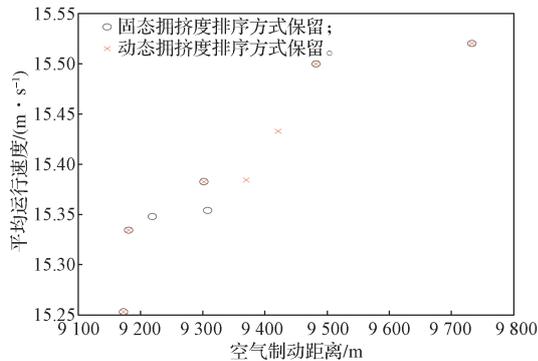


图7 不同拥挤度排序方式筛选后解的分布

Fig. 7 Distribution of solutions filtered by different congestion degree sorting methods

对比图6和图7可以看出: 经不同拥挤度排序方式筛选后, 采用固定拥挤度排序筛选后解的分布不够均匀, 聚集区域的解被全部删除; 而采用动态拥挤度排序筛选得到的解分布性更好, 证明通过使用动态拥挤度的排序策略得到的种群多样性更优。

4.2.2 INSGA-II 算法的有效性

本节采用前文中的 INSGA-II 算法和原始 NSGA-II 算法分别求解重载列车长大下坡运行优化模型, 以最短空气制动距离和最高运行效率为目标, 得到完整的 Pareto 前沿。两种算法参数设置如下: 种群大小为 50, 最大迭代次数为 50, 交叉概率取 0.6, 变异概率取 0.04。当迭代次数为 50 时, INSGA-II 算法和 NSGA-II 算法非支配解集如图 8 所示, 两组解的对比结果如表 2 所示。

因为模型中的目标间相互冲突, 子目标同时达到最优值相当困难, 只能通过合理分配使其向最优方向优化, 即多目标问题得到的是一个非支配解集, 其中一个解代表一种列车工况转换方案。

表2 INSGA-II 算法和 NSGA-II 算法优化结果

Table 2 Optimization results of INSGA-II algorithm and NSGA-II algorithm

指标	算法	最小值	最大值	平均值
空气制动	NSGA-II	7 702.3	8 280.3	7 932.3
距离/m	INSGA-II	7 271.3	8 009.3	7 579.1
平均运行	NSGA-II	15.26	16.46	16.27
速度/(m·s ⁻¹)	INSGA-II	15.00	17.21	16.57

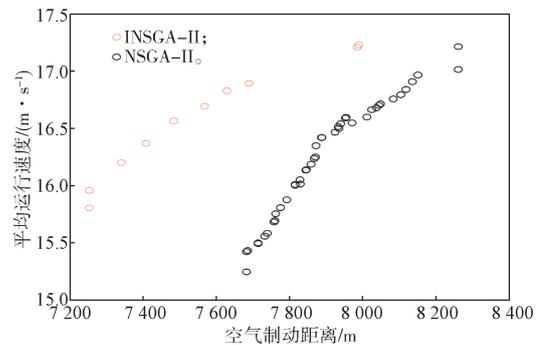


图8 不同算法 Pareto 前沿解对比图

Fig. 8 Comparison of Pareto frontier solutions of different algorithms

由图8所示两种算法获得的 Pareto 最优前沿比较结果, 从直观上看, INSGA-II 算法在相同条件下所得到的 Pareto 前沿在 NSGA-II 算法的左上方, 说明其解的质量明显优于 NSGA-II 算法。此外, 从表2所示对比结果中, 可以得出 INSGA-II 算法获得的空气制动距离平均值小于 NSGA-II 算法, 减少了列车运行过程中闸瓦的磨损; 同时平均运行速度高于 NSGA-II 算法, 有效提高了列车的运行速率。综上所述, INSGA-II 算法获得的 Pareto 前沿更优, 其收敛性和分布性均优于 NSGA-II 算法。

取 INSGA-II 算法非支配解集的一组解 (1 440, 3 554, 7 546, 9 970, 13 646, 15 942, 20 519), 该方案对应的列车长大下坡区段运行速度曲线如图9所示。其中, 列车3次缓解时间分别为 $t_1=291.01$ s, $t_2=267.45$ s, $t_3=326.57$ s。

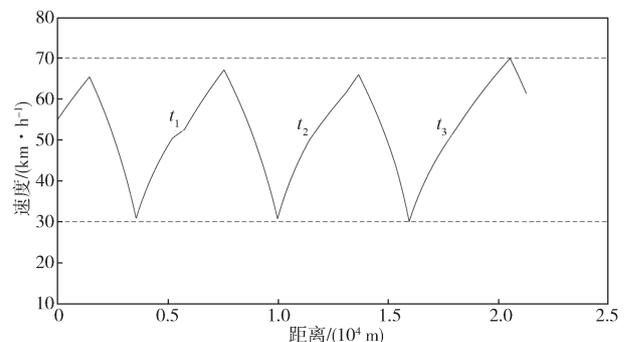


图9 长大下坡道的列车仿真驾驶曲线

Fig. 9 Simulated driving curves of trains on long down-slopes

由图9可以看出,列车在长大下坡循环制动运行过程中满足速度约束;同时可计算出3次缓解时间均大于180 s,符合副风缸再充风时间的约束,列车可以获得足够的空气制动力。因此,INSGA-II算法在生成列车驾驶速度曲线上具有有效性。

4.2.3 不同算法优化对比实验

为了验证INSGA-II算法在多目标优化问题上的优越性,分别使用基本遗传算法(GA)、自适应遗传算法(AGA)、NSGA-II算法和INSGA-II对上述问题进行优化结果对比。

GA和AGA算法的关键参数取值如下:种群大小为50,最大迭代次数为50。其中,GA算法交叉概率取0.6,变异概率取0.04;AGA算法采用自适应调参,交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 的取值如式(13)

(14)所示:

$$P_c = \begin{cases} k_1 \frac{f - f_{\min}}{f_{\text{avg}} - f_{\min}}, & f \leq f_{\text{avg}}; \\ k_2, & f > f_{\text{avg}}; \end{cases} \quad (13)$$

$$P_m = \begin{cases} k_3 \frac{f' - f_{\min}}{f_{\text{avg}} - f_{\min}}, & f' \leq f_{\text{avg}}; \\ k_4, & f' > f_{\text{avg}}. \end{cases} \quad (14)$$

式(13)(14)中: f 为交叉操作中两个体中适应度较大值;

f' 为发生变异操作个体的适应度值;

f_{avg} 为种群适应度平均值;

f_{\min} 为种群适应度最小值;

k_1 、 k_2 、 k_3 、 k_4 分别取0.4、0.6、0.02、0.04。

用上述4种算法对重载列车长大下坡运行问题进行优化,分别进行20次实验,优化结果取平均值,如表3所示。

表3 不同算法优化结果对比

Table 3 Comparison of optimization results of different algorithms

算 法	目 标	
	空气制动距离 /m	平均运行速度 /(m·s ⁻¹)
GA	7 937.3	16.11
AGA	7 929.1	16.19
NSGA-II	7 917.6	16.24
INSGA-II	7 576.9	16.59

由表3所示优化结果对比可知:优化结果中两个解的质量,INSGA-II算法都优于其他3种算法。可见,INSGA-II算法在多目标优化问题中具有优越性。

5 结语

本文通过分析重载列车在长大下坡道循环制动

时的最优工况(制动和制动缓解)转换问题,以重载列车运行过程中最短空气制动距离和最高运行效率为目标,考虑列车实际运行过程中的约束,包括副风缸充气时间、运行速度和工况转换等约束。为了解决这一多目标优化问题,引入一种基于INSGA-II(改进NSGA-II)算法求解重载列车循环制动最优速度曲线的驾驶策略生成方法。为了提高NSGA-II算法的搜索性能,对NSGA-II算法进行改进。即使用动态拥挤度筛选,在删除拥挤度最低的解后更新相邻个体的拥挤度,以此保证种群的多样性;设计劣质种群自动修复策略,消除种群交叉、变异操作后不良个体的影响;最后将变邻域搜索算法与NSGA-II算法融合,增强算法的局部搜索能力。

为了验证提出的INSGA-II算法的性能,分别用4种不同算法对一段朔黄铁路数据进行仿真实验。实验结果表明,INSGA-II算法具有更好的优化效果,并且可以有效生成满足约束的列车驾驶速度曲线,对重载列车长大下坡路段的循环制动驾驶具有较好的参考意义。

参考文献:

- [1] LU Q W, HE B B, WU M Z, et al. Establishment and Analysis of Energy Consumption Model of Heavy-Haul Train on Large Long Slope[J]. Energies, 2018, 11(4): 965.
- [2] 张晓凤,林宏泉,郑木火,等. 30 t轴重下朔黄铁路长大下坡段空气制动运用与节能策略研究[J]. 铁道学报, 2018, 40(5): 59-65.
ZHANG Xiaofeng, LIN Hongquan, ZHENG Muhuo, et al. Study on Air Brake Application and Energy-Saving Strategy for 30 t Axle Load in Long Heavy Down Grade of Shenchi-Huanghua Railway[J]. Journal of the China Railway Society, 2018, 40(5): 59-65.
- [3] HUANG Y N, BAI S, MENG X H, et al. Research on the Driving Strategy of Heavy-Haul Train Based on Improved Genetic Algorithm[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2018, 10(8): 168781401879101.
- [4] LIU K W, WANG X C, QU Z H. Train Operation Strategy Optimization Based on a Double-Population Genetic Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Energies, 2019, 12(13): 2518.
- [5] NIU H, HOU T, CHEN Y. Research on Energy-Saving Operation of High-Speed Trains Based on Improved Genetic Algorithm[J]. Journal of Applied Science and Engineering, 2022, 26(5): 663-673.
- [6] YU H Z, HUANG Y N, WANG M Z. Research on Operating Strategy Based on Particle Swarm Optimization

- for Heavy Haul Train on Long Down-Slope[C]//2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Maui: IEEE, 2018: 2735–2740.
- [7] XIAO S Y, LIU J, CAI B G. On-Line Optimization of Energy-Saving Train Control Using Bacteria Foraging Algorithm[C]//Proceedings of the 2018 2nd International Conference on Algorithms, Computing and Systems. Beijing, New York: ACM, 2018: 30–36.
- [8] HE D Q, LU G C, YANG Y J. Research on Optimization of Train Energy-Saving Based on Improved Chicken Swarm Optimization[J]. IEEE Access, 2019, 7: 121675–121684.
- [9] HUANG Y C, SU S, LIU W T. Optimization on the Driving Curve of Heavy Haul Trains Based on Artificial Bee Colony Algorithm[C]//2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems. Rhodes: IEEE, 2020: 1–6.
- [10] XING C, LI K, ZHANG L, et al. Robust Optimization of Energy-Saving Train Trajectories Under Passenger Load Uncertainty Based on P-NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, PP(99): 1.
- [11] WANG M Y, KOU B Q, ZHAO X K. Analysis of Energy Consumption Characteristics Based on Simulation and Traction Calculation Model for the CRH Electric Motor Train Units[C]//2018 21st International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS). Jeju: IEEE, 2018: 2738–2743.
- [12] LIU W T, SU S, TANG T, et al. A DQN-Based Intelligent Control Method for Heavy Haul Trains on Long Steep Downhill Section[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2021, 129: 103249.
- [13] 武军. 列车牵引计算[M]. 成都: 西南交通大学出版社, 2013: 50–141.
WU Jun. Train Traction Calculation[M]. Chengdu: Southwest Jiaotong University Press, 2013: 50–141.
- [14] 黄宇澄. 重载列车在长大下坡区段的运行曲线优化方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2021.
HUANG Yucheng. Research on the Optimization Method of Operating Curve of Heavy-Haul Train on the Long Steep Downward Slope Sections[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2021.
- [15] WEI W, JIANG Y, ZHANG Y, et al. Study on a Segmented Electro-Pneumatic Braking System for Heavy-Haul Trains[J]. Transportation Safety and Environment, 2020, 2(3): 216–225.
- [16] 时思思, 张新燕, 王志浩. 一种基于 DCD 和 a-tDX 改进的 NSGA-II 算法[J]. 计算机仿真, 2019, 36(12): 257–262.
SHI Sisi, ZHANG Xinyan, WANG Zhihao. An Improved NSGA-II Algorithm Based on Dynamic Crowding Distance and Adaptive T-Distribution Crossover[J]. Computer Simulation, 2019, 36(12): 257–262.
- [17] HANSEN P, MLADENOVIĆ N, BRIMBERG J, et al. Variable Neighborhood Search[M]//International Series in Operations Research & Management Science. Cham: Springer International Publishing, 2018: 57–97.
- [18] ALI M Z. An Improved Class of Real-Coded Genetic Algorithms for Numerical Optimization[J]. Neurocomputing, 2018, 275: 155–166.
- [19] 吴振, 吴红兰. 基于改进遗传算法的无人机航路规划[J]. 电子测量技术, 2021, 44(24): 52–58.
WU Zhen, WU Honglan. UAV Route Planning Based on the Improved Genetic Algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(24): 52–58.
- [20] ZAINUDDIN F A, ABD SAMAD M F, TUNGGAL D. A Review of Crossover Methods and Problem Representation of Genetic Algorithm in Recent Engineering Applications[J]. International Journal of Advanced Science and Technology, 2020, 29(6s): 759–769.
- [21] BÄCK T, FOGEL D B, MICHALEWICZ Z. Mutation Operators[M]//Evolutionary Computation 1. Boca Raton: CRC Press, 2018: 275–293.

(责任编辑: 廖友媛)