

轨道养护计划多目标模型及求解

许玉德¹, 刘一鸣¹, 沈坚锋², 邱俊兴¹

(1. 同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804; 2. 中交投资有限公司, 北京 100029)

摘要: 建立了包括轨道几何状态最优和成本费用最小两个目标函数的轨道养护计划模型. 为了求解轨道养护计划多目标模型, 通过编码改进、约束条件全过程控制以及遗传系数自适应的方法, 对带精英策略的快速非支配排序遗传算法(NSGA-II 算法)进行了改进, 使其在求解轨道养护计划多目标问题时能更好地保持种群多样性, 避免“早熟”, 并在后期加速收敛得到全局最优解, 解决了大型养路机械最佳作业时间和地点的决策问题; 沪昆上行线案例表明: 所建立的计划编制方法的计算效率高, 且养护计划效果明显, 各区段轨道不平顺均未超过事后养护维修限度.

关键词: 多目标模型; 编码改进; 约束条件; 遗传系数自适应; 改进的非支配排序遗传算法(NSGA-II 算法)

中图分类号: U216

文献标志码: A

Multi-objective Track Maintenance Plan Model and Solution

XU Yude¹, LIU Yiming¹, SHEN Jianfeng², QIU Junxing¹

(1. Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of the Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. CCCC Investment Company Ltd, Beijing 100029, China)

Abstract: In order to solve the multi-objective model of track maintenance plan, the fast and elitist non-dominated sorting generic algorithm (NSGA-II algorithm) is improved through coding improvement, constraint condition control in the whole process and self-adaption of genetic coefficients. It can maintain the diversity of the population in solving the multi-objective problem of track maintenance to avoid premature convergence, the global optimal solution is obtained by accelerating convergence at the later stage. These methods solve the decision-making problem of large maintenance machineries' optimal operation time and place. Case in Shanghai and Kunming line shows, established planning method has high computational efficiency and the effect of maintenance plan is obvious, the track irregularity of all sections did not exceed the limit of maintenance.

Key words: multi-objective model; coding improvement; constraint condition; self-adaption of genetic coefficients; improved non-dominated sorting generic algorithm (NSGA-II algorithm)

由于列车运行速度的提高、运行密度和通过总量的增加, 铁路线路恶化趋势加快, 养护维修作业量不断加大, 但相应可用来进行养护维修的天窗时间却不断减少, 运输需求和线路养修的矛盾日益突出. 为实现线路状态的可控, 根据轨道状态检测结果, 制定优化的轨道养护维修计划是国内外铁路部门养护维修模式发展的趋势^[1]. 合理的铁路轨道养护维修计划必须在确保运输安全的同时也要能兼顾到节约养护维修成本的问题, 因此轨道养护计划制定中, 决策者所面对的问题常常是多目标的^[2-6], 而对多目标问题的求解, 非支配排序遗传算法(NSGA-II 算法)^[7-9]是被应用得最为广泛的算法之一.

对求解轨道养护计划多目标模型来说, 标准的 NSGA-II 算法还存在着一些不足之处, 主要体现在:

(1) 全局解空间较大庞大, 年度养护计划中将一年分 36 旬, 1 km 线路对应的决策变量为 36 个, 如果是某个铁路局管内的所有线路进行轨道养护计划的编制, 那决策变量的数量是惊人的, 模型计算的时间和空间复杂度都将增加;

(2) 标准 NSGA-II 算法中没有处理约束条件的算子, 约束条件需要通过添加约束算子来对非支配解集进行搜索;

(3) 传统的遗传算法通常采用固定遗传参数的办法, 但参数的设置是否恰当将直接影响到算法的搜索效果, 过大或者过小的参数将会使算法无法收敛或者后期收敛速度过慢.

因此, 本文根据轨道几何不平顺的增长特点及轨道养护的现实背景, 建立了轨道养护计划多目标

模型,通过对标准的 NSGA-II 算法的改进实现了所建多目标模型的求解,选取既有沪昆上行线区段的数据,编制了养护维修计划,验证了模型及算法的效果。

1 轨道养护计划多目标模型

当线路几何不平顺标准差达到某一管理目标值时,为保证列车运行安全,就需要使用大型养路机械进行养护维修作业使几何不平顺数值恢复到合理范围内。大型养路机械在一个作业天窗时间内只在一个计划区段进行作业,作业方案的选择影响着轨道的总体状态和投入成本。因此作业方案的决策是多目标的,包括轨道状态最优和成本费用最小两个目标。

1.1 轨道状态最优

我国轨道不平顺管理中,采用不平顺的标准差来表征不平顺状态。国内外研究表明^[10-13],在不进行养护维修作业的情况下,轨道几何不平顺标准差会呈指数形式增长,表示如下:

$$\sigma_i(T) = \sigma_0 \cdot e^{k_i T} + \varepsilon(t) \quad (1)$$

式中: $\sigma_i(T)$ 为计划区段*i*在时间*T*的轨道不平顺标准差,mm; σ_0 为计划区段*i*在时间*T*=0的轨道不平顺标准差,mm; k_i 为服从对数正态分布的待定随机变量参数^[10]; $\varepsilon(t)$ 为服从正态分布的随机噪声^[10],mm。

养护维修作业后,轨道几何不平顺标准差得到降低,但不能完全恢复到初始状态,始终存在着残留,残留率定义为*g*。以所有区段年末轨道几何不平顺之和作为指标,得到轨道状态最优的目标函数如下:

$$\begin{aligned} \text{Min } O_1 = & \sum_{u \in U} \sum_{j \in J} (g_{uj} \cdot \sigma_{u0} \cdot \\ & e^{[j \cdot k_{um} + (36-j) \cdot k_{u+1}] \cdot T} + \\ & g_{uj} \cdot \varepsilon_{nj} \cdot e^{(36-j) \cdot k_{u+1} \cdot T}) \cdot \omega_{uj} \quad (2) \end{aligned}$$

式中: O_1 为成本费用目标函数值;*u*为某个区段,以1 km将计划区间划分为若干区段,区段集合*U*={1,2,3,...}, $u \in U$;*j*为大型养路机械作业时间点,养护计划中一年分36旬,旬集合*J*={1,2,3,...,36}, $j \in J$; g_{uj} 为区段*u*上在第*j*旬进行养护后的几何不平顺标准差残留率*g*; σ_{u0} 为区段*u*的初始几何不平顺标准差,mm; k_{un} 为区段*u*上在第*n*次恶化阶段时的参数*k*;*T*为恶化模型预测步长,取*T*=10(一句); ε_{nj} 为第*n*次恶化阶段第*j*旬时的随机噪声*ε*,mm; ω_{uj} 为决策变量,是整数(0-1)型变量,表示是否进行计划性养护。

从式(2)可以看到,由于每个计划区段在一年中只能安排一次维修作业,因此,对于一个固定的计划区段而言,在不同的时间段进行养护维修,对其年末的几何不平顺有不同影响:过早进行养护,虽然降低了几何不平顺值的超限概率,但由于残留率*g*的大小与养护作业前的几何不平顺标准差成近似反比关系,因此养护维修效果将大打折扣;过晚进行养护,几何不平顺值的超限概率则会显著提高,但养护维修的效果却十分明显的。

1.2 成本费用最小

所建的成本费用最小目标函数中,主要包括以下4部分成本费用:计划性养护费用、养护固定费用、舒适性损失费用和事后养护费用。成本费用最小的目标函数如式(3)所示:

$$\text{Min } O_2 = \sum_{u \in U} \sum_{j \in J} (C_t \cdot \omega_{uj} + C_d - L_b \cdot P_b - L_{\text{cft}} \cdot E_{\text{bad}}) \quad (3)$$

式中: O_2 为轨道状态最优目标函数值; C_t 为计划性养护费用,指采用大型养路机械进行计划性养护维修时所产生的直接生产费用。据上海铁路局2015年线路维修费年度预算,取 $C_t=1$ 万元·km⁻¹进行计算; C_d 为养护固定费用,指包括钢轨探伤、轨检车检测费、设备购置费和人员费用等内的间接生产费用,据京哈线和遂渝线^[14]轨道维修费用的统计,取 $C_d=8$ 万元·km⁻¹进行计算; L_b 为事后养护平均成本,指几何不平顺恶化量超限后养修所需的平均成本。经过试算暂取 $L_b=0.01$ 万元·km⁻¹^[11]; P_b 为某句恶化量 σ_t 超过事后养护限度 σ_b 的概率, $P_b = \int_{\sigma_b}^{\infty} f_{nj}(\sigma_t) \cdot d\sigma_t$, $f_{nj}(\sigma_t)$ 为区段*n*的几何不平顺在*j*旬恶化所服从的概率分布密度函数^[10]; L_{cft} 为舒适度损失成本,指某一旬的几何不平顺标准差可能导致的乘坐不舒适性所表现的成本费用,经过试算暂取 $L_{\text{cft}}=0.5$ 万元·km⁻¹^[11]; E_{bad} 为舒适度不良的时间期望, $E_{\text{bad}} = \int_0^T \int_{\sigma_{\text{cft}}}^{\sigma_b} f_{nj}(\sigma_t) \cdot d\sigma_t \cdot dt$,其中 σ_{cft} 为恶化量的舒适度管理值。

式(3)中,舒适性损失费用和事后养护费用是随着轨道不平顺标准差降低而减少的费用,而对多目标函数进行优化时,通常子目标函数之间要求是互为矛盾、此消彼长的关系。因此,在式(3)中,将这两种费用以负的惩罚性费用表示,其值越大就越需要用各种养护维修手段去保持良好的轨道状态,以提高舒适度和安全性。

1.3 轨道养护计划约束条件

针对铁路养护作业特点,轨道养护计划还应满

足下述约束条件.

(1) 养路机械总量约束

制定的养修计划模型只考虑一套大型养路机械在区段上作业的情况,须满足式(4):

$$W_{ij} \leq 1 \quad (4)$$

(2) 定点定时养护约束

有些特殊情况,需要使用大机在特殊旬 u_1 对特殊区段 j_1 进行作业,须满足式(5):

$$W_{u_1 j_1} = 1 \quad (5)$$

式中: $W_{u_1 j_1}$ 为整数(0-1)型变量,表示是否在特殊旬 u_1 对特殊区段 j_1 进行计划性养护, $W_{u_1 j_1} = 1$ 表示进行, $W_{u_1 j_1} = 0$ 表示不进行.

(3) 区段上限个数约束

大型养路机械不是每天的养护维修天窗点都能进行,某旬 j 内的作业量存在上限 A_j ,须满足式(6):

$$\sum_u W_{uj} \leq A_j, j \in J \quad (6)$$

(4) 同一区段养护次数约束

线路的养修作业的效果一般都较为明显,在周期修为主的体制下线路捣固周期为 1~1.5 年.因此,维修的最大次数定为一年一次,须满足下式(7):

$$\sum_j W_{uj} \leq 1 \quad (7)$$

(5) 恶化状态上限约束

各区段几何不平顺在超过事后养护限度前都需要立即投入大型养路机械进行养护,须满足式(8):

$$\sum_{j=1}^{J_u-1} W_{uj} = 1 \quad (8)$$

式中: $u \in U_2, U_2$ 为{年度计划期中,预测几何不平顺达到上限值的区段}, $j \in J; J_u$ 表示区段 u 最迟需进行养护的旬;

(6) 养护成本总量约束

轨道养护计划多目标模型中,仅对养护成本总量设置最大值,须满足式(9):

$$\sum_{u \in U} \sum_{j \in J} C_{uj} \leq C_{\max} \quad (9)$$

式中,某区段某旬的养护总成本 $C_{uj} = C_t \cdot w_{uj} + C_d - L_b \cdot P_b - L_{ct} \cdot E_{bad}$.

2 轨道养护计划多目标模型求解

2.1 改进的 NSGA-II 算法

标准的 NSGA-II 算法对求解轨道养护计划多目标模型来说,存在着决策变量过多、缺少处理约束条件的算子、遗传参数固定等问题,因为初始种群远小于解空间,算法早期可能出现超级个体,其适应度

远大于当前种群的平均适应度,使得该个体在种群中迅速占据绝对比例,种群多样性迅速降低,种群进化能力丧失,算法过早收敛,陷入局部最优,这种现象也称为算法“早熟”.

针对本文多目标模型的特点,对算法进行改进,使其在求解轨道养护计划多目标问题时能更好地保持种群多样性,避免“早熟”,并在后期加速收敛得到全局最优解,改进的 NSGA-II 算法与标准算法的不同点见表 1.

表 1 标准 NSGA-II 算法和改进 NSGA-II 算法的不同点
Tab. 1 Different points of standard NSGA-II algorithm and improved NSGA-II algorithm

不同点	算法	
	标准 NSGA-II 算法	改进的 NSGA-II 算法
1	二进制或实数二维矩阵编码	二进制的三维矩阵编码,方便处理更多决策变量,并进行直观表示
2	无约束条件处理算子	构建违反约束度函数,在种群生成和进化阶段对约束条件进行处理
3	交叉和变异概率为定值	交叉和变异概率随进化代数自适应改变

2.1.1 编码设计改进

二进制编码和实数编码是现有遗传算法中主要的两种编码方式,其中前者在编码和解码的操作上都极为简单,也十分容易在交叉、变异阶段进行各种遗传操作^[15].

本文构建的轨道养护计划多目标模型中将决策变量已经定义为了整数型的 0-1 变量,在编码形式上将采用二进制编码的方法,但 1 km 线路对应的 36 个决策变量在计划线路变长、种群规模扩大的时候将会产生一个很大的矩阵,后续比如约束条件处理、目标函数计算、快速非支配排序、拥挤度比较和遗传操作都将在此矩阵中进行,将给计划的编制带来很大困难.

因此,本文首先采用矩阵编码的形式对单个个体进行编码,矩阵的行向量代表旬,表示每个计划区段在一年中对应的养护时间,矩阵的列向量代表区段,表示每一旬中大机的具体作业地点,如表 2 所示;其次,将 N 个这样的个体放入一个三维数组中组成一个种群,而对应数组的页数 $1-N$ 则被编在适应度计算的二维矩阵中.

三维数组的矩阵编码形式能使后续的优化选择过程在两个不同维度的数组中进行,例如:约束条件处理、遗传操作都能在三维数组中展开,而目标函数计算、快速非支配排序、拥挤度比较可以在二维矩阵中进行,且用对应的的页数作为联系,便于进化选择

后进行种群保留和最后的计划安排矩阵的输出;另一方面,该编码形式更为直观,不但方便约束条件的处理阶段对整行整列数据的矩阵运算,而且使得年度养护计划中大型养路机械在何时何地如何进行养护作业变得一目了然。

表 2 计划区段 0-1 矩阵编码形式

Tab.2 0-1 matrix coding form in planning segments

区段	句							
	1	2	3	4	...	35	36	
1	0	0	1	0	...	0	0	
2	0	0	1	0	...	0	0	
3	0	0	0	0	...	0	0	
4	0	1	0	0	...	0	0	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
$U_{max}-1$	0	0	0	1	...	0	0	
U_{max}	0	0	0	0	...	1	0	

2.1.2 全过程约束

多目标优化中约束条件的处理主要通过构建违反约束度 H 作为一个惩罚函数,并将其作为一个目标函数和其余各目标函数一起进行约束支配。对于个体 A ,若其满足约束,则约束条件 $g_i(A)$ 对应的 $H_i(A)$ 值就为 0,若不满足条件,则 $H_i(A) = |g_i(A)|$,所以所有约束条件的违反度就是 $H(x) = \sum_{i=1}^N H_i(x)$,个体 A 如果全部满足约束条件,则其违反度为零。

构建违反约束度函数 H 主要是为了在进行进化迭代的时候来选择非支配解,但本文改进的 NSGA-II 算法在初始种群的生成阶段就对约束条件进行预处理,在初始种群生成阶段,为了使初始种群多样性更好、在解空间上分布尽量广,随机生成比初始种群规模大的个体群,然后通过计算违反约束度 H 和两个目标函数值,通过计算它们的优胜关系,选出适应度值大的个体组成初始种群,这样不但增加了初始种群的有效性,也加快了非支配解集的搜索效率。

2.1.3 遗传系数自适应

标准 NSGA-II 算法中,在完成快速非支配排序和拥挤距离计算后需要根据个体之间的层级 Rank 和拥挤距离的区别进行排序,用以选取优秀个体进行下一次寻优。对属于不同层级的个体,首选层级编号小的个体,而当层级相同时,就首选拥挤距离大的个体。

在寻优循环刚开始时,个体在解空间中分布较为离散,层级间的个体差异较大,很容易就能对优劣个体进行区分;而随着寻优过程的进行,更多优秀的

个体被保留下来,此时较大的交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 反而会使得新个体的产生速度加快,但新产生的个体其适应度往往会低于原先种群内的个体,使已经具有较高适应度的种群个体被破坏,从而减缓算法的收敛速度,会使整个改进 NSGA-II 算法变成一个随机搜索、毫无目的的过程。因此,对遗传算子中交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 这两个遗传系数的选择是影响多目标遗传算法能否收敛并且获得最优非支配解集的关键因素。

在一般的遗传算法操作中,交叉概率 P_c 会取 0.2~0.7 之间的定值,而变异概率 P_m 的取值一般相对较小,会取 0.01~0.1 之间的定值。基于交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 选择取值的重要性,同时,考虑到通过反复试算来确定两个系数的繁琐性,本文基于非支配排序时的层级编号 Rank 建立自适应的遗传算子,具体算子如式(10)所示:

$$P = \begin{cases} P_1 - (P_1 - P_2) \cdot \frac{R_{avg} - R_{ind}}{R_{avg}}, & R_{ind} \leq R_{avg} \\ P_1, & R_{ind} > R_{avg} \end{cases} \quad (10)$$

式中: P 为交叉概率和变异概率; R_{avg} 为该代种群的平均层级; R_{ind} 为参与遗传选择个体的层级;为了使得交叉概率 P_c 在 0.2~0.7 之间取值,变异概率 P_m 在 0.01~0.1 之间取值,对交叉操作而言, $P_{1c} = 0.7, P_{2c} = 0.2$,对于变异操作而言, $P_{1m} = 0.1, P_{2m} = 0.01$ 。

通过式(10)中自适应遗传算子的操作,可以做到在快速非支配排序后,层级较大的劣势个体以较大的概率进行交叉和变异操作,以期能产生较好适应度的个体;而层级较小的优秀个体则以较小的概率进行交叉和变异操作,以期能将优秀个体保留的同时,也可以获得更深度全局搜索。通过自适应遗传算子的操作,不但保持了种群的多样性,避免算法前期的“早熟”,也能更好地进行局部搜索并在后期快速收敛。

2.2 轨道养护计划编制

利用改进 NSGA-II 算法求解轨道养护计划多目标模型,流程主要包括以下几步:

步骤 1:设置和输入初始参数,其中包括模型参数和算法参数两类。模型参数: $\sigma_{i0}, g_{ij}, k_{im}, T, \epsilon_{nj}, C_t, C_d, L_{ct}, L_b, C_{max}, A_j, u_1, j_1, U_2$ 和 J_u 等。算法参数:循环迭代次数 g_{en} 、种群规模 p_{op} 、交叉概率自适应参数: $P_{1c} = 0.7, P_{2c} = 0.2$ 、变异概率自适应参数: $P_{1m} = 0.1, P_{2m} = 0.01$;

步骤 2:生成初始种群.采用二进制矩阵编码,随机的生成比初始种群规模大的个体初始种群 A_{ini} ;

步骤 3:计算初始种群 A_{ini} 中所有个体的轨道状态最优目标函数值 O_1 ,成本费用目标函数值 O_2 和违反约束度 H ,并和三维数组 A_{ini} 的页数 $Z_{A_{ini}}$ 一起写入二维矩阵 D_{ini} ;

步骤 4:以 D_{ini} 中三个参数 O_1 、 O_2 、 H 为依据,对初始种群 A_{ini} 进行非支配排序并计算拥挤距离,并根据每个个体的层级和拥挤距离,在对应的三维数组中选出最优的满足种群规模的个体组成初始父代种群 A_{far} ;

步骤 5:通过锦标赛选择法在初始父代种群 A_{far} 中选择一半个体进行自适应遗传操作,交叉操作形成种群 A_c ,变异操作形成种群 A_m ,合并 A_c 和 A_m 组成子代种群 A_{off} ,合并初始父代种群 A_{far} 和子代种群 A_{off} 为中间代种群 A_{inter} ;

步骤 6:计算中间代种群 A_{inter} 中所有个体的 O_1 、 O_2 和 H ,得到 D_{inter} ,对种群 A_{inter} 进行非支配排序并计算拥挤距离,并根据每个个体的层级和拥挤距离,依次选出 p_{op} 个满足种群规模的个体作为新的父代 A_{far} ;

步骤 7:进行迭代运算,并判断是否达到最大次数,若达到,则终止运算,输出结果,否则,返回步骤 5.

图 1 是第 2.2 节轨道养护计划编制的实现流程图.

3 算例分析

选取既有沪昆上行线 K230+600~K240+600 的 10 km 区段作为算例对象进行年度养护维修年度计划的编制工作.国内目前大型养路机械主要采用“捣固车+动力稳定车”模式,捣固效果与高低不平顺直接相关,因此选择高低不平顺作为几何不平顺选择的代表.

初始参数中, $T=10$, $\sigma_e(n)=0.01$ mm, $C_t=1$ 万元·km⁻¹, $C_d=8$ 万元·km⁻¹, $L_{ct}=0.01$ 万元·km⁻¹, $L_b=0.5$ 万元·km⁻¹, $C_{max}=70$ 万元, $A_j=3$, $g_{en}=200$, $p_{op}=700$, $P_{1c}=0.7$, $P_{1m}=0.1$, $P_{2m}=0.01$,以上参数取值依据模型条件及算法假定.

高低不平顺可能达到上限值的区段集合 U_2 、 U_2 各区段对应的最迟需进行养护的旬集合 J_u 、养护后的高低不平顺标准差残留率 g_{ij} 、恶化阶段时的参数

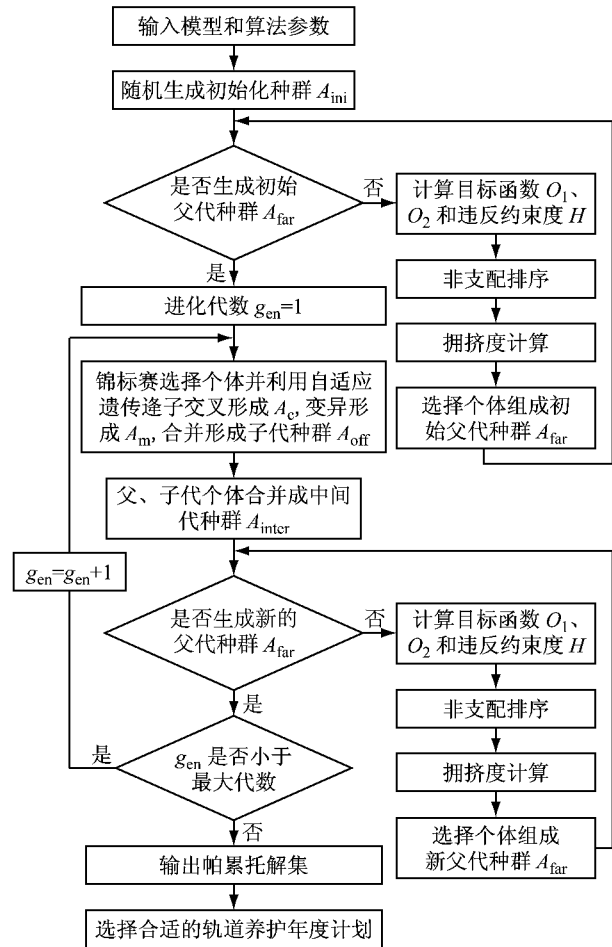


图 1 轨道养护计划的实现流程图

Fig.1 Flow chart of annual maintenance plan for track

k_{in} 和初始高低不平顺标准差 σ_{w0} 等线路参数来源于 2009 年 3 月 6 日至 2015 年 6 月 29 日期间的轨检车数据.

单目标决策问题只有一个绝对最优解,但对于多目标决策问题来说,由于每个子目标之间可能是相互冲突的关系,这就导致没有一个绝对最优解可以使全部目标同时达到最优,因此,只能在所有子目标之间进行相互妥协折中,做出一个平衡的综合效果最优的方案.帕累托最优解表示了问题解的各个子目标不能够再同时继续优化的状态,帕累托最优解集的图像被称为帕累托最优前沿^[16-17].输入初始参数及线路参数,按照图 1 流程得到帕累托最优前沿如图 2 所示,图中共有 43 个点,即代表了在最前沿上有 43 种不同的养护作业计划安排,这 43 种方案不被其他方案支配,即不存在其他方案比这 43 种方案的成本小且养护效果更佳.

从图 2 中可以看到,这 43 种不同的养护作业计划,其高低不平顺标准差在 0.916~0.935 mm 之间变动,而养护成本则在 61.1 万元~67.14 万元范围

以内浮动.

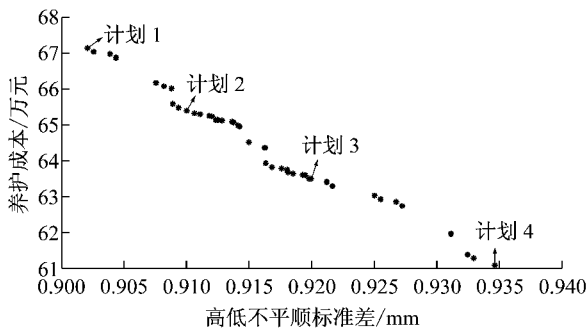


图 2 养护年度计划的帕累托最优前沿

Fig.2 Pareto optimal frontier of annual maintenance plan

在图 2 中,选取帕累托最优前沿中高低不平顺标准差最小和养护成本最小的两个端点,以及中间数据较为集中区域的两个点作为所得的维修计划,4 种维修计划的高低不平顺标准差和养护成本见表 3.

表 3 帕累托最优前沿中 4 个代表点的高低不平顺标准差和养护成本

Tab.3 Standard deviation and maintenance cost of four representative points in Pareto optimal frontier

养护维修计划编号	高低不平顺标准差/mm	养护成本/万元
1	0.902	67.144
2	0.910	65.393
3	0.920	63.493
4	0.935	61.101

以计划 1 为例介绍养护维修计划安排,如图 3 所示,其中,行代表区段序号,列为对应的时间(旬)的编号,时间起点为 2015 年 7 月上旬,若某空格为黑色,则相对应的区段在该旬进行养护维修.

计划中各区段的养护维修时间均安排在了年度计划中后期,即第 14~31 旬,避免了在恢复效果较差的年度计划初期进行养护.又由于多目标模型建立中将列车运行的舒适性和安全性都转化为费用考虑在内,避免了过度养护和临近事后养护限度时才进行养护的情况.

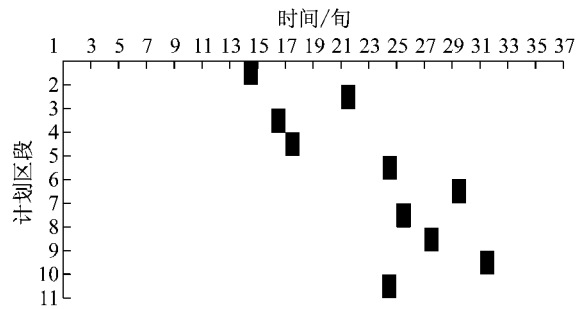


图 3 养护维修计划 1 的作业安排

Fig.3 Arrangement of maintenance plan 1

通过实施图 2 所示 4 种不同的养护维修计划,各区段的高低不平顺标准差相比于不进行任何养护维修的情况都将会有一定的改善,如图 4 所示.

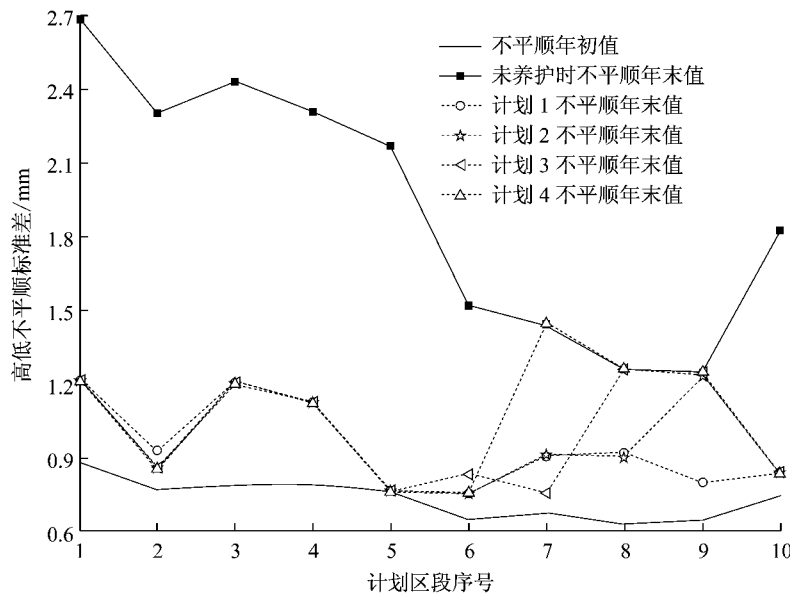


图 4 不同养护维修计划下各区段的高低不平顺标准差对比图

Fig.4 Comparison of standard deviation of longitudinal irregularity in each segment under different maintenance plans

从图 4 可以看到,如果未进行养护维修作业,这 10 km 的计划区的高低不平顺标准差在年末都将超

过或者即将超过事后养护限度值 1.5 mm,而若实施了养护维修计划,经过作业的区段上高低不平顺标

准差年末值都有不同程度的降低,平均降低了 0.916 mm,其中计划 1 的年末轨道状态最好,全部区段比未进行养护维修作业平均降低了 0.973 mm,另外区段 5 上由于进行了养护维修作业,其年末的高低不

平顺标准差基本上恢复到了年初的水平,可见,轨道养护计划的效果十分明显。

以计划 1 为例,各区段全年的高低不平顺标准差变化如图 5 所示。

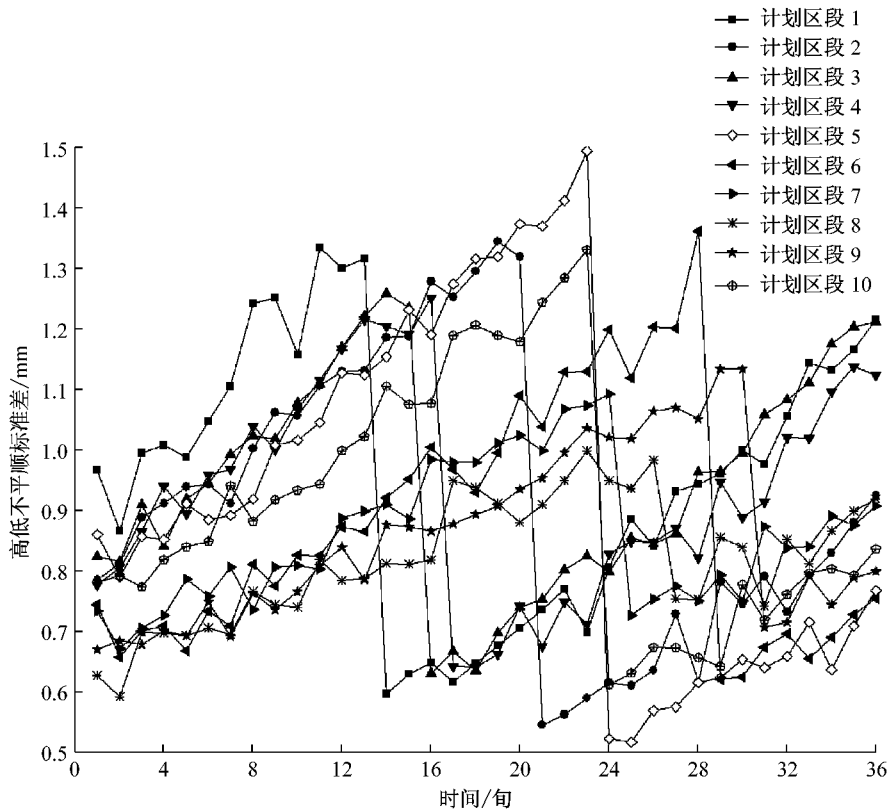


图 5 计划 1 条件下各区段全年的高低不平顺标准差变化图

Fig.5 Variation of standard deviation of longitudinal irregularity in each segment of plan 1

可以看到,计划 1 安排下各区段在全年 36 旬时间内,其高低不平顺标准差均未超过事后养护维修限度 1.5 mm,存在养护维修作业的区段,平均都在高低不平顺标准差达到 1.3 mm 左右时进行养护作业,且这些区段的改善效果都很好,基本上都能恢复到 0.7 mm 以下.其余 3 种计划下情况类似。

4 结论

本文建立了轨道养护计划多目标模型,通过对标准的 NSGA-II 算法的改进实现了所建多目标模型的求解,并选取既有沪昆上行线区段作为案例验证了模型及算法的效果,结论如下:

(1) 建立的轨道状态-成本费用多目标优化模型能将轨道几何状态最优及成本费用最省两个目标作为一个整体进行考虑.轨道养护计划多目标模型能确保列车安全运行的同时,减少“过度维修”现象

的发生。

(2) 通过采用 0-1 编码将个体放入三维数组、全过程控制约束条件以及遗传系数自适应这三种方法建立了改进的 NSGA-II 算法,使之求解所建立的轨道养护计划多目标优化模型.改进的 NSGA-II 算法在求解轨道养护计划多目标问题时能更好地保持种群多样性,避免“早熟”,并在后期加速收敛得到全局最优解。

(3) 选取既有沪昆上行线 K230+600~K240+600 区段对模型和算法进行了验证分析,所得的养护维修计划中:对于初始不平顺较大且高低不平顺标准差恶化较快的区段给予了优先养护维修,而对于初始不平顺较小且高低不平顺标准差恶化较慢的区段,则都安排在了年度计划的后期,或者不予安排养护维修作业;存在养护维修作业的区段,不论养护维修时间被安排在哪一旬,一般都会在高高低不平顺标准差在 1.3 mm 左右时得到养护作业,且其恢复

效果都很好,基本上能恢复到 0.7 mm 以下。

参考文献:

- [1] 韩晋, 杨岳, 陈峰, 等. 基于非等时距加权灰色模型与神经网络的轨道不平顺预测[J]. 铁道学报, 2014, 36(1):81.
HAN Jin, YANG Yue, CHEN Feng, *et al.* Prediction of track irregularity based on non-equal interval weighted grey model and neural network[J]. Journal of the China Railway Society, 2014, 36(1):81.
- [2] ALBIN J. Vibration dynamics of high speed train with Pareto optimized damping of bogie suspension to enhance safety and comfort[J]. Journal of Geology, 2010, 27(4): 276.
- [3] 李雪, 吴俊勇, 杨媛, 等. 高速铁路接触网悬挂系统维修计划的优化研究[J]. 铁道学报, 2010, 32(2):2237.
LI Xue, WU Junyong, YANG Yuan, *et al.* Research on optimization of catenary system maintenance schedule for high-speed railways[J]. Journal of the China Railway Society, 2010, 50(12):2237.
- [4] 张英贵, 雷定猷, 汤波, 等. 铁路客运站股道运用窗时排序模型与算法[J]. 铁道学报, 2011, 33(1):1.
ZHANG Yinggui, LEI Dingyou, TANG Bo, *et al.* Due windows scheduling model and algorithm of track utilization in railway passenger stations[J]. Journal of the China Railway Society, 2011, 33(1):1.
- [5] 张宝安, 陆正刚, 唐辰. 高速动车组车轮型面多目标优化镟修[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2013, 41(3):437.
ZHANG Baoan, LU Zhenggang, TANG Cheng. Wheel reprofiling of high-speed EMU based on multi-objective optimization Strategy[J]. Journal of Tongji University(Natural Science), 2013, 41(3):437.
- [6] 易思蓉, 张家玲. 基于智能 CAD 系统的铁路选线方案多目标综合评价方法[J]. 铁道学报, 2000, 22(增 1):95.
YI Sirong, ZHANG Jialing. The multiple objective decision making for evaluating railway location schemes based on intelligent CAD system[J]. Journal of the China Railway Society, 2000, 22(S1):95.
- [7] 沈峰, 杨晓光. 多目标城市道路交叉口信号配时优化算法研究[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2009, 37(7):898.
SHEN Feng, YANG Xiaoguang. Research on multi-object optimization algorithm of urban road traffic lights[J]. Journal of Tongji University(Natural Science), 2009, 37(7):898.
- [8] 李爱平, 于海斌, 傅翔, 等. 基于 NSGA-II 的生产线缓存与设备布局协同优化[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2016, 44(12):1902.
LI Aiping, YU Haibin, FU Xiang, *et al.* Collaborative optimization method of buffer and facility layout in production lines based on NSGA-II algorithm[J]. Journal of Tongji University(Natural Science), 2016, 45(12):1902.
- [9] 陈婕, 熊盛武, 林婉如, 等. NSGA-II 算法的改进策略研究[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(19):42.
CHEN Jie, XIONG Shengwu, LIN Wanru, *et al.* Improved strategies and researches of NSGA-II algorithm[J]. Computer Engineering & Applications, 2011, 47(19):42.
- [10] QUIROGA L M, SCHNIEDER E. Monte Carlo simulation of railway track geometry deterioration and restoration[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part O. Journal of Risk & Reliability, 2012, 226(3):274.
- [11] MIWA M, ISHIKAWA T, OYAMA T. Modeling the transition process of railway track irregularity and all integer mathematical programming model analyses for making optimal track maintenance schedule[J]. Doboku Gakkai Ronbunshu, 2001(681):51.
- [12] 王建西, 李海锋, 许玉德. 基于概率分布推移变化的铁路轨道几何状态评价与预测方法[J]. 中国铁道科学, 2008, 29(5):31.
WANG Jianxi, LI Haifeng, XU Yude. Evaluation and prediction method for railway track geometric state based on probability distribution change[J]. China Railway Science, 2008, 29(5):31.
- [13] 高建敏, 翟婉明, 徐涌, 等. 基于概率分布的轨道不平顺发展统计预测[J]. 铁道科学与工程学报, 2006, 3(6):55.
GAO Jianmin, ZHAI Wanming, XU Yong, *et al.* Development forecast model of track irregularity based on probability distribution[J]. Journal of Railway Science & Engineering, 2006, 3(6):55.
- [14] 马迪. 我国高速铁路无砟轨道经济性研究[D]. 成都:西南交通大学, 2009.
MA Di. Study of economical efficiency for the ballastless track of high-speed railway in our country[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2009.
- [15] 宋昕, 黄磊. 基于改进 NSGA-II 算法的港口堆位分配问题研究[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(33):34.
SONG Xin, HUANG Lei. Study on port stack-scheduling based on improved NSGA-II [J]. Computer Engineering & Applications, 2012, 48(33):34.
- [16] 盛四清, 范林涛, 李兴, 等. 基于帕累托最优的配电网多目标规划[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(15):51.
SHENG Siqing, FAN Lintao, LI Xing, *et al.* Multi-objective planning of distribution network based on pareto optimality[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(15):51.
- [17] 李鸿鑫, 李银红, 陈金富, 等. 自适应选择进化算法的多目标无功优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(10):71.
LI Hongxin, LI Yinhong, CHEN Jinfu, *et al.* Multiple evolutionary algorithms with adaptive selection strategies for multi-objective optimal reactive power flow[J]. Proceedings of the Csee, 2013, 33(10):71.