

动力稳定车作用下轨道水平防劣化控制系统研究

秦会杰¹, 邓 威¹, 郭 宁¹, 陈春俊², 李要宗¹,
陈春阳¹, 孙晓毅¹

(1. 中国船舶集团有限公司 第七二五研究所, 河南 洛阳 471000;

2. 西南交通大学 机械工程学院, 成都 610031)

摘要: 动力稳定车能够有效改善有砟轨道道床质量状态, 然而其现有作业模式将导致轨道水平产生劣化; 为解决此问题, 结合有砟轨道道床累积下沉理论, 采用试验方式研究了轨道下沉量与动力稳定车速度、左右侧下压力和频率之间的函数关系, 进而建立了轨道水平变化量与稳定装置左右侧下压力差之间的传递函数模型; 针对稳定车的轨道水平检测方式, 引入前馈-反馈控制与 Smith 预估补偿, 进行预先调节并保证检测滞后系统的闭环稳定性, 同时采用灰狼混合粒子群算法 (GWO-PSO) 进行 PID 参数寻优; 在 Simulink 仿真环境下, 搭建了轨道水平防劣化控制系统, 仿真结果表明, 采用前馈反馈-Smith 预估控制策略, 利用 GWO-PSO 算法进行 PID 参数寻优, 可以使系统的 ITAE 指标改善 19.66%, 动态性能得到提升; 在模拟线路仿真中, 该控制系统使得轨道水平不平顺幅值降低了 52.1%, 有效的改善动力稳定车作用下的轨道水平劣化问题。

关键词: 轨道动力稳定车; 轨道下沉量; 轨道水平不平顺; Smith 预估补偿; 灰狼优化算法; 粒子群优化算法

Research on Anti-deterioration Control System for Track Level Under the Operation of Dynamic Track Stabilizers

QIN Huijie¹, DENG Wei¹, GUO Ning¹, CHEN Chunjun², LI Yaozong¹,
CHEN Chunyang¹, SUN Xiaoyi¹

(1. The 725th Research Institute, China Shipbuilding Industry Corporation, Luoyang 471000, China;

2. School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Dynamic track stabilizers can effectively improve the quality of ballast track bed, however, its current operation mode will lead to the deterioration of ballast track cross level. To solve this problem, combined with the cumulative subsidence theory of the ballasted track bed, experimental methods are used to investigate the functional relationship between the amount of track sinkage and the speed, as well as the left and right side downforces and the frequency of the dynamic track stabilizer, and to establish the transfer function model between the horizontal change of the track and the both side downforce difference of the stabilizer. For the track level detection of the dynamic track stabilizer, feedforward-feedback control and Smith's prediction compensation methods are introduced to preadjust and ensure the closed-loop stability of the lag detection system, while a grey wolf hybrid particle swarm algorithm (GWO-PSO) is used to optimize PID parameters. In Simulink simulation environment, a track level anti-deterioration control system is built. Simulation results show that the feedforward-feedback and Smith's prediction control strategy and PID parameter optimization method by the GWO-PSO can improve the ITAE of the system by 19.66% with an increase in dynamic performance. In analog circuit simulation, the control system reduces the magnitude of track level irregularity by 52.1%, which effectively improves the track level degradation under the action of dynamic track stabilizers.

Keywords: dynamic track stabilizer; amount of Track sinkage; track horizontal irregularity; Smith's prediction compensation; GWO algorithm; PSO algorithm

收稿日期:2025-05-28; 修回日期:2025-08-01。

作者简介:秦会杰(1997-),男,硕士,助理工程师。

引用格式:秦会杰,邓 威,郭 宁,等. 动力稳定车作用下轨道水平防劣化控制系统研究[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(11): 200-209, 235.

0 引言

目前, 国内外高速铁路有砟轨道大都采用大型养路机械进行线路的新建、养护和维修工作。如合宁线、合武线、石太线、杭深线等采用有砟轨道, 这些线路的新建及养护等一般采用“精测—精捣—精测”的循环作业模式, 通过反复调整轨道几何形位直至合格, 使得线路的稳定性和平顺性达到最佳^[1-2]。精捣作业一般由线路测量、方案制定、捣固车作业、配砟整道、稳定车作业等步骤组成, 其中捣固车作业可以有效改善线路平顺性但会导致线路稳定性产生破坏, 故需要动力稳定车作业促进道砟颗粒间的重排密实, 从而提高捣固作业后的线路稳定性^[3-4]。但根据线路养护现场情况, 动力稳定车作业会使得轨道水平产生劣化, 而轨道水平不平顺是轨道几何参数中重要的组成部分。高速铁路轨道必须维持优良的平顺性, 若平顺性不足, 不仅会显著降低旅客乘坐舒适度, 还可能对轨道构件造成损害, 进而威胁列车运行安全^[5-6], 故亟需设计一套有效的基于动力稳定车的轨道水平防劣化控制系统。

轨道水平的改变与轨道左右侧下沉量密切相关。在作业过程中, 轨道动力稳定车是连续移动进行作业的, 可以控制稳定装置的垂直油缸对每条钢轨产生不同的下压力, 使每条轨道产生不同的下沉量进而改变轨道不平顺^[7]。高建敏等^[8]运用车辆—轨道耦合动力理论和轨道下沉变形法则, 通过自主研发的数值仿真平台, 系统研究了列车运营参数与轨道几何特性对道床累积沉降的作用规律。

动力稳定车的控制系统目前多为开环控制, 不具备智能自适应调节能力, 且由于动力稳定车检测装置及有砟轨道的结构特点, 传统 PID 算法构建的纯反馈控制系统存在明显局限性, 包括响应速度迟缓、抗干扰性能不足以及大滞后工况下的闭环稳定性劣化等问题, 这亟需采用更先进的控制策略加以改善。Pereira^[9]为处理可测量的干扰提出简化滤波 smith 预测器的前馈扩展, 该结构通过前馈控制改善了干扰抑制性能, 同时保持了良好的鲁棒性。Li^[10]提出了一种用于聚光太阳能热技术的前馈—反馈混合控制策略, 并证明该混合策略在提高响应性、减少稳态误差以及削弱冲击方面优于单一控制模式。Furkan^[11]设计得到了一种基于 Smith 预估的分数阶 PID 控制器, 并用实例证明该方案可以有效提高控制性能。Liu^[12]为解决固体电热储能供暖和温度控制系统的滞后性问题, 采用改进的 Smith 预测控制方法对相关设备进行控制, 有效克服延迟对系统稳定性的影响, 从而产生更好的鲁棒性。针对复杂控制系统 PID 参数的选取很难根据经验和理论得到, 彭月^[13]针对混合悬浮球系统, 设计基于粒子群优化算法 (PSO, par-

ticle swarm optimization) 的 BP-PID 控制策略, 经过仿真证明该策略能够提高响应速度、减少超调量, 具备良好的抗扰性和鲁棒性优势。

本文基于轨道下沉量理论, 通过试验研究了动力稳定车不同作业参数对轨道下沉量的影响, 建立了轨道水平变化量与左右侧垂直油缸压力差的传递函数模型, 结合动力稳定车的作业与检测原理, 引入前馈—反馈控制与 Smith 预估补偿, 建立前馈—反馈 Smith 预估 PID 控制系统模型, 使用灰狼优化算法 (GWO, grey wolf optimizer) 与粒子群算法 (PSO) 结合的灰狼混合粒子群算法 (GWO-PSO) 对 PID 参数寻优, 利用 Simulink 平台建立系统模型并开展仿真试验, 验证了所提控制策略的性能。

1 轨道水平系统模型建立

1.1 动力稳定车作业原理

动力稳定车的结构示意图如图 1 (a) 所示, 其具有前后两个稳定装置, 如图 1 (b) 和 (c) 所示。在运行过程中, 稳定装置的走行轮和夹钳轮夹紧轨道, 液压马达驱动激振器产生横向激振力, 激振器结构如图 1 (d) 所示, 垂直液压缸则施加垂直压力。稳定装置通过轨道系统向道床施加横向激振力和垂直压力, 使道床重新排列并达到密度。激振器中的偏心块质量相等, 结构对称, 所以偏心块产生的垂直激振力和横向激振力分别相互抵消和叠加^[14]。线路水平不平顺通过稳定车前后的两个电子摆进行检测, 电子摆如图 1 (e) 所示, 分别安装在单弦测量系统的前后测量小车^[15]。当线路存在水平不平顺时, 电子摆产生偏转角输出信号, 可以通过偏转角换算得到两侧钢轨高度差。换算关系可用式 (1) 表示:

$$\Delta h = L \sin \theta \quad (1)$$

式中, Δh 为两侧钢轨的高度差; L 为轨距; θ 为偏转角。

1.2 有砟轨道累积下沉理论

有砟轨道的下沉由道床下沉和路基下沉等两部分组成, 其中道床下沉为主要因素。日本早在 1950 年提出道床累积下沉理论, 表明轨道产生下沉受轨道荷载、道床振动的频率、轨道的结构, 道砟的材质等条件影响, 并使用道床重复加载试验机等设备分析了轨道下沉变形规律。通过对上述试验数据的处理, 给出了道床累积下沉计算公式:

$$y = \gamma(1 - e^{-\alpha x}) + \beta x \quad (2)$$

式中, y 为道床的下沉量; x 为荷载重复作用次数或线路累积通过总重; α 、 β 、 γ 为试验系数。

式 (2) 中前一项表征道砟层初始压实阶段的迅速沉降特性, 反映散体材料在荷载作用下的快速重分布过程; 后一项描述道砟颗粒发生侧向位移导致的渐进性沉



图 1 动力稳定车示意图

降行为^[16]。道床下沉曲线如图 2 所示。

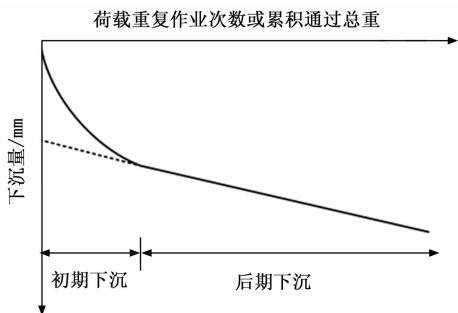


图 2 道床下沉曲线

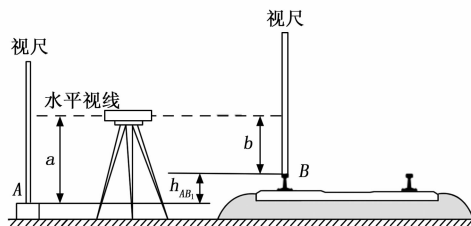
动力稳定车作用下的道床下沉主要由两部分组成，一部分为均匀下沉，由稳定车作业参数决定，另一部分为非均匀性下沉，则是由于捣固作业随机产生的枕下空隙，道床弹性不均等原因造成，轨道水平劣化也是由于非均匀性下沉而导致的^[17-18]。

1.3 试验研究

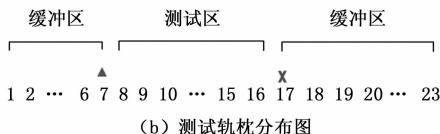
动力稳定车的主要作业参数包括 3 项：作业频率，下压力和作业走行速度。其中作业频率调整范围为 0~45 Hz，在线路上作业时一般采取 25~38 Hz；下压力调整范围为 2~10 Mpa，作业走行速度范围为 0~2.5 km/h。

为研究动力稳定车不同作业参数对轨道下沉量的影响，设计了三组试验分别用于研究激振频率，走行速度和下压力对作业后轨道下沉量的影响。每组试验固定其中两个参数，分析另一变化参数因素对轨道下沉量的影响。试验前都进行一次相同的捣固作业和稳定作业，保证试验初始条件相同，并消除非均匀性下降。

采用 DZS3-1 型自动安平水准仪进行稳定车作业前后的轨道下沉量检测。其检测原理如图 3 (a) 所示，寻找一个相对于大地水准面高度不会发生改变的基准点 A，通过水准仪测试基准点 A 的高度 a ，后测试钢轨上一点 B_1 的高度 b ，则 B_1 点相当于基准点 A 高度 $h_{AB_1} = b - a$ ，不断移动轨道上的视尺进行测量即可得到轨道上不同的点 B_i 相当于基准点 A 的高度 h_{AB_i} ，待动力稳定



(a) 轨道下沉量检测示意图



(b) 测试轨枕分布图



(c) 现场试验照片

图 3 轨道下沉量检测示意图

车作业后用相应办法测得轨道上不同的点 B_i 相当于基准点 A 的高度 h'_{AB_i} , 则动力稳定车作业前后不同测点的轨道下沉量 $d_i = h_{AB_i} - h'_{AB_i}$ 。其中每个测试段有 23 根轨枕, 分为测试区和缓冲区, 测试区的 9 根轨枕对应的轨面测点进行轨道下沉量的计算并求取平均值作为此测试段的轨道下沉量, 缓冲区是用来给动力稳定车调整参数。测试轨枕分布图如图 3 (b) 所示。现场试验图片如图 3 (c) 所示。

1.3.1 作业频率因素分析

在进行作业频率因素分析试验时, 将车速固定为 0.8 km/h、垂直油缸压强设置为 7 MPa。将线路分为 5 个测试段, 分别进行 28、30、33、35、38 Hz 作业振动频率的试验。按照轨道下沉量检测方法进行每段测试段下沉量的测试, 结果如表 1 所示。

表 1 不同作业频率下轨道下沉量

测试段	频率/Hz	速度/(km/h)	下压力/MPa	轨道下沉量/mm		平均下沉量/mm
				左侧	右侧	
1	28	0.8	7	3.11	3.0	3.055
2	30	0.8	7	4.0	4.11	4.055
3	33	0.8	7	4.78	5	4.89
4	35	0.8	7	5.33	5.11	5.22
5	38	0.8	7	6.11	6.22	6.165

轨道下沉量随作业频率变化的柱状分布图如图 4 所示。

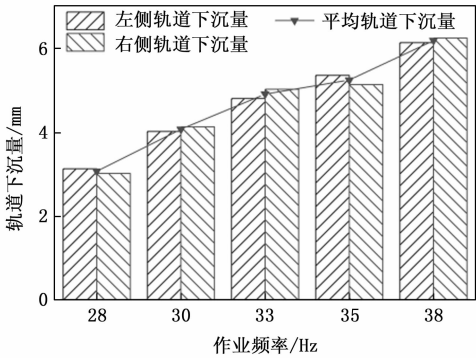


图 4 轨道下沉量随作业频率变化示意图

由图 4 可知, 在稳定车常用的作业频率范围 28~38 Hz 内, 作业频率越大, 作业后轨道下沉量也随之增大。将作业频率与平均下沉量进行线性拟合可以得到以下关系式:

$$d = 0.295f - 4.987 \tag{3}$$

式中, d 为平均下沉量; f 为作业频率, 范围为 28~38 Hz。

线性拟合的 R^2 为 0.978, 选取 33 Hz 作为基准频率, 对应的轨道下沉量作为基准下沉量, 进行频率修正因子 μ_f 的计算:

$$d_a - d_b = 0.295(f - 33) \tag{4}$$

式中, d_a 为实际轨道下沉量; d_b 为基准下沉量。

将式 (4) 左右两侧同时除以 d_b 移项得:

$$\frac{d_a}{d_b} = \frac{0.295(f - 33)}{d_b} + 1 \tag{5}$$

定义频率修正因子为 $\mu_f = \frac{d_a}{d_b}$, 将 $d_b = 4.89$ 代入上式可得:

$$\mu_f = 0.0603f - 0.9899 \tag{6}$$

其中: R^2 的范围为 28~38 Hz。

1.3.2 下压力因素分析

在进行下压力因素分析试验时, 将作业频率固定为 33 Hz、走行速度设置为 0.8 km/h。将线路分为 4 段, 分别进行 3、5、7、9 MPa 垂直油缸压强的试验。轨道下沉量测试与计算方法与 1.3.1 节相同, 其结果如表 2 所示。

表 2 不同下压力下轨道下沉量

测试段	频率/Hz	速度/(km/h)	下压力/MPa	轨道下沉量/mm		平均下沉量/mm
				左侧	右侧	
1	33	0.8	3	3.0	3.22	3.11
2	33	0.8	5	3.56	3.67	3.62
3	33	0.8	7	5.0	4.78	4.89
4	33	0.8	9	5.89	5.67	5.78

轨道下沉量随下压力变化的柱状分布图如图 5 所示。

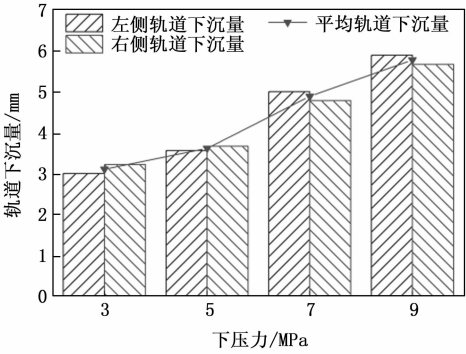


图 5 轨道下沉量随下压力变化示意图

由图 5 可知, 随着稳定车垂直油缸下压力增加, 作业后轨道下沉量也随之增加。将下压力与平均下沉量进行线性拟合可以得到以下关系式:

$$d = 0.464P + 1.563 \tag{7}$$

式中, P 为垂直油缸压强, 范围为 3~9 MPa。

线性拟合的 R^2 为 0.978 3, 由于变频和变速试验的垂直油缸压强为 7 Mpa, 且稳定车常用的作业频率为 7 Mpa, 选取 7 Mpa 作为基准压强, 对应的轨道下沉量作为基准下沉量, 进行下压力修正因子 μ_p 的计算。采用与频率修正因子 μ_f 相同的计算过程可得到:

$$\mu_P = 0.0949P + 0.3357 \tag{8}$$

其中： P 的范围为 3~9 MPa。

1.3.3 作业走行速度因素分析

在进行作业走行速度因素分析试验时，将作业频率固定为 33 Hz、垂直油缸压强设置为 7 MPa。将线路分为五段，分别进行 0.4、0.8、1.0、1.2、1.6 km/h 作业走行速度的试验，轨道下沉量测试与计算方法与 1.3.1 节相同，根据试验得知稳定车的有效作用长度为 $s_0=5\text{ m}$ ，利用公式 $t=\frac{s_0}{v}$ 换算得到作业时间其结果如表 3 所示。

表 3 不同作业速度下轨道下沉量

测试段	频率/Hz	速度/(km/h)	时间/s	下压力/MPa	轨道下沉量/mm		平均下沉量/mm
					左侧	右侧	
1	33	0.4	45	7	6.67	6.56	6.615
2	33	0.8	22.5	7	4.77	4.67	4.72
3	33	1	18	7	3.56	3.67	3.615
4	33	1.2	15	7	2.89	2.56	2.725
5	33	1.6	11.25	7	2.44	2.44	2.44

轨道下沉量随作业走行速度变化的柱状分布图如图 6 所示。

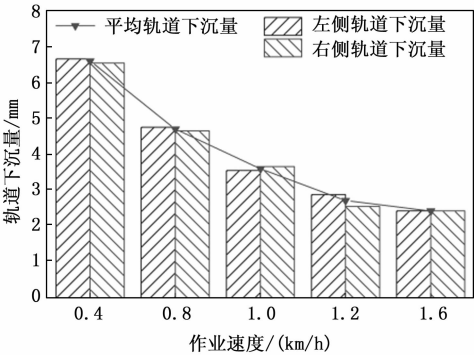


图 6 轨道下沉量随作业速度变化示意图

由图 6 可知，随着稳定车作业走行速度增加，作业后轨道下沉量随之减小。稳定车作用下的道床沉降过程对应道床沉降曲线的初期段，故可用式 (2) 第一项部分 $y=\gamma(1-e^{-\alpha x})$ 表示其函数关系，其中 x 表示荷载重复作用次数或线路累积通过总重，由于稳定车是移动作业的，故每根轨枕的荷载重复作用次数与作业时间相关。

表 4 左右侧下压力不同时轨道下沉量

测试段	频率/Hz	速度/(km/h)	时间/s	下压力/MPa		实测下沉量/mm		理论下沉量/mm		误差率/%	
				左侧	右侧	左侧	右侧	左侧	右侧	左侧	右侧
1	33	0.4	45	7	5	7.11	5.67	6.69	5.42	5.91	4.41
2	33	0.8	22.5	7	5	4.56	3.56	4.29	3.48	5.92	2.25
3	33	1.0	18	7	5	3.44	3.22	3.62	2.93	5.23	9.01
4	33	1.2	15	7	5	3	2.44	3.13	2.53	4.33	3.69
5	33	1.6	11.25	7	5	2.33	1.89	2.46	1.99	5.58	5.29

将数据与式 (2) 第一部分公式进行拟合可以得到如下关系式：

$$d=9.74(1-e^{-0.02582t}) \tag{9}$$

其中： t 的范围为 11.25~45 s。

数据拟合的 R^2 为 0.969 6。由于上述关系式的数据是在作业频率 33 Hz，垂直液压油缸压强 7 Mpa 下得到的。通过加入频率修正因子和下压力修正因子可得，轨道下沉量的函数关系如下所示：

$$d=9.74\mu_f\mu_P(1-e^{-0.02582t}) \tag{10}$$

其中： R^2 的范围为 28~38 Hz， P 的范围为 3~9 MPa， t 的范围为 11.25~45 s。

1.3.4 左右轨压力不同时轨道下沉量分析

为验证所建立轨道下沉量时变模型的准确性，并研究左右侧下压力不同时的轨道下沉量情况。本文设计以下试验：选择作业频率为 33 Hz，左侧下压力为 7 MPa 右侧下压力为 5 MPa，将线路分为五段，分别进行 0.4、0.8、1.0、1.2 和 1.6 km/h 作业走行速度的试验，测试轨枕分布和数据测量方法变频试验相同。通过式 (10) 计算轨道下沉量理论值，与实际测量值进行比较，求其误差率，结果如表 4 所示。左右轨压力不同时的轨道下沉量的柱状分布图如图 7 所示。

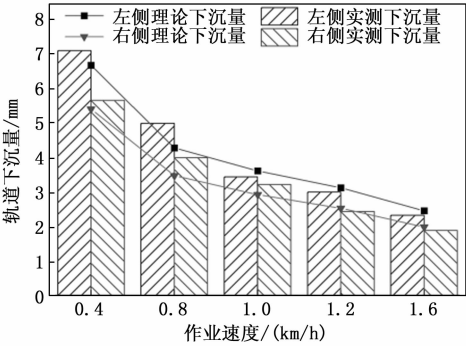


图 7 左右轨压力不同时的轨道下沉量示意图

由图 7 可以看出当左右侧下压力不同时，其左右侧下沉量也会产生相应的变化。从表中数据可以发现，实测下沉量与通过式 (10) 计算的理论下沉量的误差率在 10% 以内，证明所建立的轨道下沉量时变模型准确性较好。其次，通过数据分析可以发现左、右钢轨的沉降与

动力稳定装置左、右下压力之间的关系是独立相关的。这一结果表明可以通过调节稳定装置的左、右下压力进而调节轨道水平。

1.4 模型建立

由于在稳定车实际工作中, 为获得最佳的道床质量状态控制效果, 作业频率一般选取最佳作业频率 33 Hz, 故取 $f = 33\text{ Hz}$, 将式 (6) 和式 (8) 代入式 (10) 得:

$$d = 9.74 * (0.0949P + 0.3357) * (1 - e^{-0.02582t}) \tag{11}$$

由试验得知左右轨下沉量与左右垂直油缸压强是分别相关的, 并分别写出左右轨的下沉量公式:

$$d_l = 9.74 * (0.0949P_l + 0.3357) * (1 - e^{-0.02582t}) \tag{12}$$

$$d_r = 9.74 * (0.0949P_r + 0.3357) * (1 - e^{-0.02582t}) \tag{13}$$

两式相减, 并将水平变化量 $\Delta h = d_l - d_r$, 左右垂直油缸压强差 $\Delta p = P_l - P_r$ 代入得:

$$\Delta h = 0.0924\Delta p(1 - e^{-0.02582t}) \tag{14}$$

对上式进行求导, 由于实际稳定车控制过程中压力变换通过电磁阀控制液压缸实现, 压力变换速率较慢, 压差 Δp 的变化速率也较小, 为简化模型此步计算忽略 Δp 的导数项, 可得:

$$\begin{aligned} \Delta \dot{h} &= 0.02582 * 0.0924 * \Delta p * e^{-0.02582t} = \\ &- 0.02582 * 0.0924 * \Delta p(1 - e^{-0.02582t}) + \\ 0.02582 * 0.0924 * \Delta p &= -0.02582\Delta h + 0.02387\Delta p \end{aligned} \tag{15}$$

对式 (15) 进行拉氏变换可得左右垂直油缸下压力差到水平变化量的传递函数如下所示:

$$G(s) = \frac{\Delta H(s)}{\Delta P(s)} = \frac{0.02387}{s + 0.02582} \tag{16}$$

由于稳定车是移动作业, 所以当轨道处于稳定装置作业范围内才会受到作业效果, 为编程实现这一效果, 采用前向差分法 $s = \frac{z-1}{T_s}$ 将传递函数进行离散化可以得到:

$$\Delta h(n) = \Delta h(n-1) + T_s(-0.02582\Delta h(n-1) +$$

$$0.02387 * \Delta p(n-1)) \tag{17}$$

其中: $T_s(-0.02582\Delta h(n-1) + 0.02387\Delta p(n-1))$ 可以看作 Δh 单位时刻的变化量, 又稳定车的有效作业长度为 s_0 , 设轨道上某处从进入稳定车作业范围至脱离的时间为 t_0 , 则 t_0 满足等式 $s_0 = \int_0^{t_0} vdt$, 进行离散化则 $t_0 = kT_s$, 则 k 满足 $s_0 = \sum_{n=1}^k v(n)T_s$ 。故轨道上某点从进入稳定车作业范围至脱离, 此点轨道水平改变量为:

$$\begin{aligned} \Delta h(k) &= \sum_{n=1}^k T_s(-0.02582\Delta h(n-1) + \\ &0.02387 * \Delta p(n-1)) \end{aligned} \tag{18}$$

前后电子摆安装位置示意图如图 8 所示, 由图 8 可以看出后电子摆距离稳定装置有 s_1 的距离, 故轨道上一处脱离稳定装置作业范围后在经过一段时间后才能被检测到, 故水平信号的检测过程中含有延迟环节。设延迟时间为 τ_1 , 则 τ_1 满足等式 $s_1 = \int_0^{\tau_1} vdt$, 将其离散化为 $\tau_1 = k_1T_s$, 则 k_1 满足 $s_1 = \sum_{n=1}^{k_1} v(n)T_s$ 。此外前电子摆检测到的水平不平顺也需要经过一定的延迟时间才能进入稳定车作业范围, 延迟时间计算方式与上相同。

2 基于 GWO-PSO 算法优化的前馈反馈 smith 预估 PID 控制器设计

为解决道床不均匀下沉带来的干扰以及动力稳定车结构造成的检测滞后等问题, 引入前馈反馈控制与 Smith 预估补偿器, 建立前馈反馈 Smith 预估控制系统模型, 其中前馈控制基于前电子摆信号进行预先控制, Smith 预估控制则是为了消除后电子摆与稳定装置有一定距离而导致的检测时滞, 在此基础上结合灰狼混合粒子群优化算法 (GWO-PSO), 进行 PID 参数寻优, 建立基于灰狼混合粒子群算法优化的前馈反馈 Smith 预估 PID 控制器。

2.1 前馈反馈 Smith 预估控制模型

根据图 9 可以看出, 在未引入前馈控制器 $G_b(s)$ 和 Smith 预估补偿器 $G_c(s)$ 的条件下, 系统退化为基本反馈控制架构, 此时系统输出 $Y(s)$ 表现为典型的闭环响

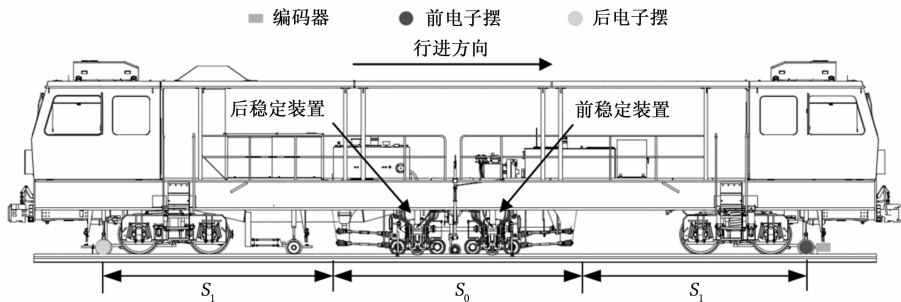


图 8 前后电子摆安装位置示意图

应特性, 其动态性能受到显著限制。

$$Y(s) = \frac{G_v(s)G_c(s)G_o(s)e^{-\tau_1 s}}{1 + G_v(s)G_c(s)G_o(s)e^{-\tau_1 s}}X(s) + \frac{G_f(s)e^{-\tau_f s}}{1 + G_v(s)G_c(s)G_o(s)e^{-\tau_1 s}}F(s) \quad (19)$$

根据式 (19) 的传递函数分析, 干扰 $F(s)$ 的引入导致被控输出 $Y(s)$ 产生显著稳态误差。反馈回路中的滞后因子 $e^{-\tau_1 s}$ 进一步降低了系统的相位裕度, 使得系统的闭环稳定性下降。

为消除干扰 $F(s)$ 对系统输出的不利影响, 在控制架构中增设前馈补偿器 $G_b(s)$, 此时, 被控输出 $Y(s)$ 可表示为:

$$Y(s) = \frac{G_v(s)G_c(s)G_o(s)e^{-\tau_1 s}}{1 + G_v(s)G_c(s)G_o(s)e^{-\tau_1 s}}X(s) + \frac{G_f(s)e^{-\tau_f s} + G_m(s)G_b(s)G_v(s)G_o(s)e^{-\tau_1 s}}{1 + G_v(s)G_c(s)G_o(s)e^{-\tau_1 s}}F(s) \quad (20)$$

要实现前馈控制的完全干扰补偿, 需要满足以下数学条件:

$$G_f(s)e^{-\tau_f s} + G_m(s)G_b(s)G_v(s)G_o(s)e^{-\tau_1 s} = 0 \quad (21)$$

则导出前馈控制器 $G_b(s)$ 为:

$$G_b(s) = -\frac{G_f(s)}{G_v(s)G_m(s)G_o(s)}e^{-(\tau_f - \tau_1)s} \quad (22)$$

为抵消反馈通道中的大滞后环节引入 Smith 预估补偿器, 由图 9 可知:

$$\frac{Z(s)}{U(s)} = G_o(s)e^{-\tau_1 s} + G_f(s)e^{-\tau_f s} + G_r(s) \quad (23)$$

为了消除反馈信号 $Z(s)$ 中被控对象 $G_o(s)$ 大滞后环节 $e^{-\tau_1 s}$, 使得:

$$\frac{Z(s)}{U(s)} = G_o(s)e^{-\tau_1 s} + G_f(s)e^{-\tau_f s} + G_r(s) = G_o(s) + G_f(s)e^{-\tau_f s} \quad (24)$$

则导出 Smith 预估补偿器 $G_r(s)$ 为:

$$G_r(s) = G_o(s) - G_o(s)e^{-\tau_1 s} = G_o(s)(1 - e^{-\tau_1 s}) \quad (25)$$

将上式代入被控量 $Y(s)$ 的输出方程得:

$$Y(s) = \frac{G_c(s)G_v(s)G_o(s)e^{-\tau_1 s}}{1 + G_c(s)G_v(s)G_o(s)}X(s) + \frac{G_f(s)e^{-\tau_f s}}{1 + G_c(s)G_v(s)G_o(s)}F(s) \quad (26)$$

通过引入 Smith 预估补偿器 $G_r(s)$, 被控输出 $Y(s)$ 的闭环响应特性可消除时滞环节, 使得闭环响应不受传输延迟的影响。

本研究提出一种复合控制架构, 如图 9 所示, 通过有机整合前馈补偿、反馈调节与 Smith 预估算法, 构建了新型控制系统模型。该模型具有双重优势: ①前馈通道可消除 $F(s)$ 对 $Y(s)$ 的干扰效应; ②预估器能补偿时滞环节 $e^{-\tau_1 s}$ 的相位滞后。

根据图 9 所示的系统结构框图, 可推导出被控输出 $Y(s)$ 为:

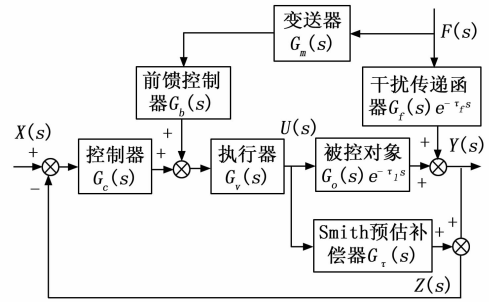


图 9 前馈反馈 Smith 预估控制模型

$$Y(s) = \frac{G_c(s)G_v(s)G_o(s)e^{-\tau_1 s}}{1 + G_c(s)G_v(s)[G_o(s)e^{-\tau_1 s} + G_o(s)(1 - e^{-\tau_1 s})]}X(s) + \frac{G_f(s)e^{-\tau_f s} - \frac{G_f(s)e^{-\tau_f s}}{G_v(s)G_m(s)G_o(s)e^{-\tau_1 s}}G_v(s)G_m(s)G_o(s)e^{-\tau_1 s}}{1 + G_c(s)G_v(s)[G_o(s)e^{-\tau_1 s} + G_o(s)(1 - e^{-\tau_1 s})]}F(s) \quad (27)$$

其闭环传递函数为:

$$\frac{Y(s)}{X(s)} = \frac{G_c(s)G_v(s)G_o(s)e^{-\tau_1 s}}{1 + G_c(s)G_v(s)G_o(s)} \quad (28)$$

该控制方程实现了双重补偿效果: 其一, 通过前馈补偿项 $G_b(s)$ 消除 $F(s)$ 对 $Y(s)$ 的干扰效应; 其二, 借助 Smith 预估结构将时滞环节 $e^{-\tau_1 s}$ 移出闭环特征方程, 从而消除其对系统动态特性的影响^[19]。

2.2 基于 GWO-PSO 算法的 PID 参数寻优

针对传统 PID 参数整定依赖经验试凑的局限性, 本研究在前馈反馈-Smith 预估复合控制架构中, 创新性地采用灰狼混合粒子群优化算法 (GWO-PSO) 实现 PID 参数自整定。

灰狼优化算法模拟了狼群社会等级制度和狩猎行为。在算法架构中, 种群个体被划分为 4 个层级: α 、 β 、 δ 和 ω 狼, 其中 α 狼表示当前全局最优解, 次优解为 β 狼, 第三优解为 δ 狼, 普通个体为 ω 狼, ω 狼会服从其余 3 个层级^[20]。

灰狼群体的狩猎行为的数学表达为:

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}_p(t) - A \cdot |C \cdot \mathbf{X}_p(t) - \mathbf{X}(t)| \quad (29)$$

式中, t 为迭代次数计数器; $\mathbf{X}_p$ 为猎物位置向量; $\mathbf{X}$ 为灰狼个体当前位置向量。

系数 A 和 C 的计算公式如下:

$$A = 2a \cdot \mathbf{r}_1 - a \quad (30)$$

$$C = 2\mathbf{r}_2 \quad (31)$$

式中, a 为衰减参数, 初始值 2 确保全局探索, 终值 0 实现精确收敛; $\mathbf{r}_1$ 和 $\mathbf{r}_2$ 为随机向量, 在 $[0, 1]$ 中随机产生, 维持种群多样性。

灰狼群体的协同狩猎行为依靠计算距离进行迭代, 通过以下数学模型描述^[21]:

$$\begin{aligned} X_1 &= X_a - A_1 \cdot |C_1 \cdot X_a - X| \\ X_2 &= X_\beta - A_2 \cdot |C_2 \cdot X_\beta - X| \\ X_3 &= X_\delta - A_3 \cdot |C_3 \cdot X_\delta - X| \end{aligned} \quad (32)$$

群体位置更新公式为:

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (33)$$

粒子群算法 (PSO) 是一种基于群体智能的优化方法, 粒子通过跟踪个体历史最优位置和群体全局最优位置进行迭代更新。

在 D 维优化问题中, 设粒子群规模为 N , 群体状态可表示为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, 其中单个粒子 (第 i 个) 位置:

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}) \quad (34)$$

其对应速度:

$$v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}) \quad (35)$$

其历史最优值为:

$$p_{best_i} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}) \quad (36)$$

整个群体的全局最优值为:

$$g_{best} = (g_1, g_2, \dots, g_D) \quad (37)$$

粒子根据两个最优值, 以下式迭代速度和位置:

$$\begin{aligned} v_{id}(k+1) &= \omega \cdot v_{id}(k) + c_1 \cdot rand \cdot [p_{id}(k) - x_{id}(k)] + c_2 \cdot rand \cdot [g_d(k) - x_{id}(k)] \\ x_{id}(k+1) &= x_{id}(k) + v_{id}(k+1) \end{aligned} \quad (38)$$

$$x_{id}(k+1) = x_{id}(k) + v_{id}(k+1) \quad (39)$$

上式各参数定义如下: ω 代表惯性权重系数、当 ω 较小时, 算法倾向于局部精细搜索, 当 ω 取值较大时, 则有利于全局探索; $d = 1, 2, \dots, D$, 代表搜索空间的第 d 个维度; $i = 1, 2, \dots, M$, 代表第 i 个粒子; k 为迭代计数器; c_1 和 c_2 为学习因子; 随机变量 $rand$ 服从 $[0, 1]$ 均匀分布, 用于维持种群的多样性^[22]。

传统灰狼优化算法 (GWO) 在单峰函数优化中表现优异, 其基于 α 、 β 、 δ 三级领导机制具有较强的局部开发能力, 但存在早熟收敛缺陷。相比之下, 粒子群算法 (PSO) 则通过个体和群体历史最优引导搜索, 初期探索性能十分突出但后期收敛速度下降。本研究提出 GWO-PSO 混合算法, 有机融合两种算法的优势: 一方面利用 PSO 的速度更新机制增强全局探索能力, 另一方面保留 GWO 的领导层级结构维持局部搜索效率。特别地, 通过引入 PSO 的速度向量, 弥补了传统 GWO 仅依赖位置信息进行决策的局限性。改进后的位置更新方程如下所示:

$$\begin{aligned} v_{id}(k+1) &= \omega \cdot v_i(k) + c_1 \cdot rand \cdot [X_1 - x_i(k)] + c_2 \cdot rand \cdot [X_2 - x_i(k)] + c_3 \cdot rand \cdot [X_3 - x_i(k)] \\ x_i(k+1) &= x_i(k) + v_i(k+1) \end{aligned} \quad (40)$$

$$x_i(k+1) = x_i(k) + v_i(k+1) \quad (41)$$

灰狼混合粒子群算法 (GWO-PSO) 流程示意图如

图 10 所示。

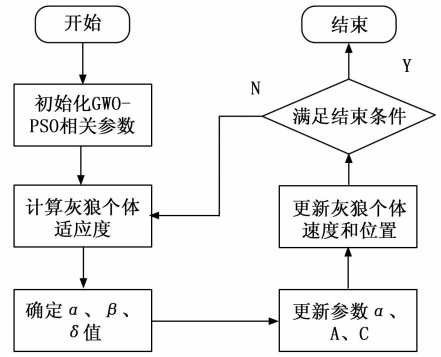


图 10 灰狼混合粒子群算法 (GWO-PSO) 流程图

3 系统仿真

根据 1.4 节内容通过 simulink 中的 s 函数建立轨道不平顺控制模型进行仿真。其中作业频率和作业走行速度选用稳定车作业常用的 33 Hz 和 0.8 km/h, 左右侧初始油缸压强为 6 MPa, 并按照实际情况设置垂直油缸压强输出范围为 2~10 MPa。

仿真工况为直线工况, 故稳定车的期望水平不平顺为 0 mm。

为实现轨道水平的多目标协同优化, 本研究采用复合性能指标: 综合时间与绝对误差积分指标 (ITAE, integral of time-weighted absolute error) 作为控制系统的评价函数和 GWO-PSO 算法的适应度函数:

$$F = \int_0^t |e(t)| dt \quad (42)$$

式中, $e(t)$ 为轨道水平的跟踪误差。

该指标有机融合: (1) 动态特性; (2) 响应速度; (3) 稳态精度。

3.1 Smith 预估的大滞后稳定性仿真

根据经验选取 PID 参数分别为 $K_p = 1$, $K_i = 0.2$, $K_d = 0.5$ 。选取单位阶跃响应作为线路水平不顺的干扰输入。引入 Smith 预估模型 $G_r(s)$ 后与传统 PID 控制模型进行比较, 其输出曲线如图 11 所示。

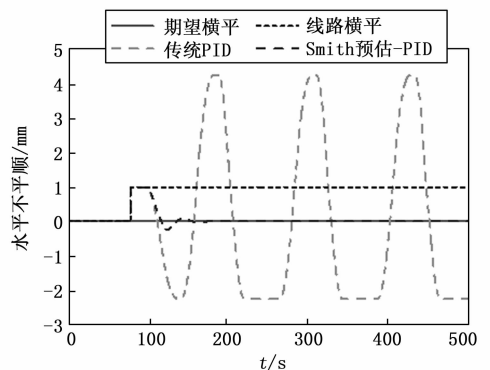


图 11 Smith 预估与传统 PID 控制系统输出对比

由图 11 可知,传统 PID 控制系统受到被控对象中大滞后项 $e^{-\tau_f s}$ 的影响,一旦线路水平不平顺发生变化,输出曲线无法收敛,呈发散状态,引入 Smith 预估模型后,输出的曲线逐渐稳定到目标值,消除了大滞后造成的不稳定性。

3.2 前馈 Smith 预估干扰仿真

由于动力稳定车的前电子摆可以提前测量轨道水平不平顺信号,此信号经过延时 $\tau_f s$ 后才能被后电子摆检测到。将前电子摆的信号作为前馈信号,引入前馈控制器 $G_b(s)$ 用于降低轨道自身水平不平顺变化量干扰对被控量的输出影响。引入前馈模型 $G_b(s)$ 与单纯的 Smith 预估模型相比的控制输出曲线如图 12 所示。

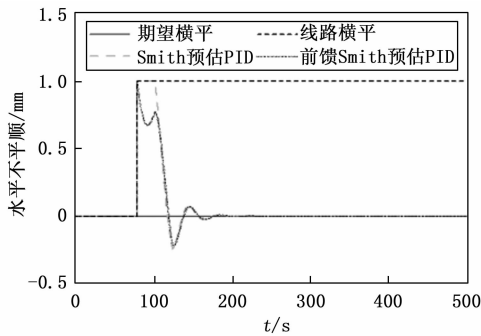


图 12 前馈 Smith 预估与 Smith 预估控制系统输出对比

由图 12 可知,单纯的 Smith 预估控制系统的输出曲线需要等到后电子摆感知得到线路水平不平顺变化后才能进行控制,不可避免的产生时滞,引入前馈控制模型 $G_b(s)$ 后,可根据前电子摆测量得到的线路水平不平顺进行预先控制,使得控制器的控制效果更加及时。但由于 Smith 预估补偿器的存在, PID 控制器会产生与前馈控制器相反的控制量并随着时间逐渐增大,在 100 s 左右时 PID 控制器的控制量大于前馈控制器的产生的控制量,导致了前馈 Smith 预估控制系统下输出曲线的异常突起。之后位于后方的电子摆检测到轨道不平顺仍为正值, PID 控制器产生的控制量发生改变,使得输出曲线继续向目标值趋近。其中 Smith 预估控制的 ITAE 值为 3 385.56,前馈 Smith 预估控制的 ITAE 值为 2 875.74,改善率为 15.06%,反映出加入前馈控制器使得控制系统性能得到提高。

3.3 基于 GWO-PSO 算法的 PID 参数优化计算

GWO-PSO 算法参数设定:种群规模为 10,迭代次数为 100, $\omega = 0.5 + \text{rand}(0,1)/2$, $c_1 = c_2 = c_3 = 0.5$ 。 K_p , K_i , K_d 的参数上下限分别设置为 $[5, 1, 1]$ 和 $[0, 0, 0]$,进行仿真得到 GWO-PSO 算法的参数优化结果,如图 13 (a) 所示。

PID 参数的迭代结果如图 15 (b)、(c)、(d) 所示,最终结果分别为 $K_p = 1.05$, $K_i = 0.104$, $K_d = 0.217$ 。

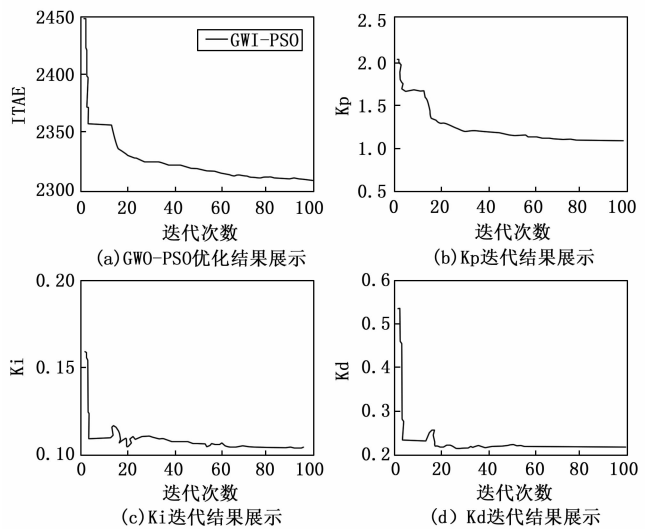


图 13 GWO-PSO 迭代结果展示

为了验证 GWO-PSO 算法优化的前馈 Smith 预估 PID 系统具有更好的性能,在相同情况分别对比两种控制系统的输出曲线,对比情况如图 14 所示。

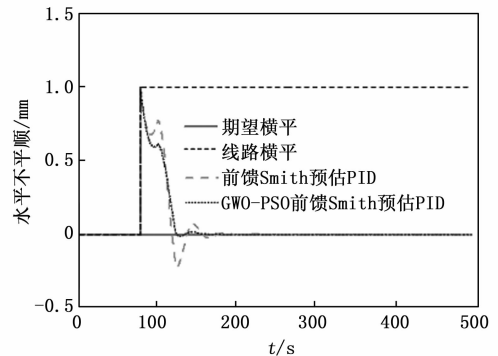


图 14 两种控制系统响应对比

通过图 14 可以看出,经过 GWO-PSO 算法优化后的系统超调量和稳定速度都有了极大的改善。其中前馈反馈 Smith 预估 PID 控制系统的 ITAE 值为 2 875.74,经过 GWO-PSO 算法优化后的系统的 ITAE 值为 2 310.24,改善率为 19.66%,证实经过优化后的系统动态性能得到提升。

3.4 轨道水平不平顺仿真

本文目前考虑稳定车在高速线路有砟轨道直线线路上工作的情况,利用德国低干扰谱,模拟产生轨道水平不平顺作为线路的初始轨道不平顺。

德国高速线路水平不平顺功率谱的拟合表达式分别为:

$$S_c(\Omega) = \frac{A_v \cdot b^{-2} \cdot \Omega_c^2 \cdot \Omega^2}{(\Omega^2 + \Omega_s^2)(\Omega^2 + \Omega_c^2)(\Omega^2 + \Omega_s^2)} \quad (43)$$

式中,水平不平顺由于倾角度量,因而其功率谱密度 $S_c(\Omega)$ 的单位为 $1/(\text{rad/m})$; Ω 为轨道不平顺的空间频率 (rad/m); Ω_c , Ω_r , Ω_s 是截断频率 (rad/m),取值分别

为 0.824 6、0.020 6、0.438 0; A_v 为粗糙度常数 ($\text{m}^2 \cdot \text{rad/m}$), 取值分别为 2.119×10^{-7} 和 4.032×10^{-7} ; b 为左右滚动圆距离之半 (m), 取值为 0.75。设列车行驶速度为 V , 空间频率 Ω 与时间频率 f 的关系为 $\Omega = 2\pi f/V$, 由 $S(\Omega)d\Omega = P(f)df$ 可得:

$$P_c(f) = \frac{A_v \cdot b^{-2} \cdot f_c^2 \cdot V \cdot f^2}{2\pi(f^2 + f_c^2)(f^2 + f_c^2)(f^2 + f_c^2)} \quad (44)$$

取 $V = 250 \text{ km/h}$, 选择空间波长范围为 $0.5 \sim 50 \text{ m}$ 。采用轨道不平顺随机过程的数值模拟方法模拟出的高速线路轨道水平不平顺。

将其作为干扰信号输入至控制系统进行仿真, 可以发现控制前后的效果如图 15 所示。

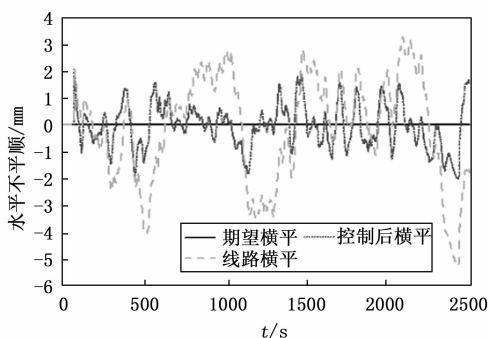


图 15 控制系统作用前后对比

由图 15 可以得到模拟得到的线路水平区间为 $[-5.28, 3.28]$, 经过控制后的线路水平区间为 $[-2.02, 2.08]$, 轨道水平不平顺幅值改善了 52.1%, 分别计算控制前后的均方根值, 得到控制前线路水平的均方根值为 1.98, 控制后线路水平的均方根值为 0.82, 均方根值改善了 58.59%, 说明线路的水平在经过控制后得到了极大的改善。

4 结束语

本文通过试验研究了轨道下沉量随动力稳定车不同作业速度、下压力和频率的变化关系, 结合道床累积下沉理论分析了轨道下沉量与动力稳定车作业参数之间的函数关系, 并建立了轨道水平变化量与动力稳定车左右两侧下压力差值的传递函数模型。针对稳定车水平不平顺的检测原理及稳定作业范围有限的特点, 设计了前馈反馈-Smith 预估 PID 控制系统, 使用灰狼混合粒子群算法 (GWO-PSO) 进行 PID 参数优化, 研究表明:

1) 轨道下沉量分别随着作业频率、下压力及作业时间的增加而增大, 且满足一定的函数关系。

2) 对不同控制策略下的控制系统进行仿真, 结果表明, 基于 GWO-PSO 算法优化的前馈反馈-Smith 预估 PID 控制系统具有更好的动态性能和抵抗线路水平变化的能力。

3) 通过德国低干扰谱模拟实际线路下的轨道水平

不平顺, 采用 GWO-PSO 算法优化后的前馈反馈-Smith 预估 PID 控制系统进行仿真。结果表明, 该控制系统使得轨道水平不平顺幅值降低了 52.1%, 有效的改善动力稳定车作用下的轨道水平劣化问题。

参考文献:

- [1] 木东升, 周 宇, 韩延彬, 等. 轨道综合作业对高速铁路有砟轨道几何不平顺改善效果 [J]. 交通运输工程学报, 2018, 18 (5): 90-99.
- [2] 时 瑾, 张雨潇, 楼梁伟, 等. 新建高速铁路有砟轨道精捣作业环节改进及效果 [J]. 中国铁道科学, 2021, 42 (6): 8-17.
- [3] BO Y, JINGJING Y. Modeling and parameter optimization of dynamic characteristic variables of ballast bed during operation for dynamic track stabilizer [J]. COMPLEXITY, 2021, 2021: 5519566.
- [4] YAN B, HUANG Y, HU B, et al. Mechanical characteristics optimization of ballast bed variable on operating process for the dynamic track stabilizer [C] //Kunming University of Science and Technology, IEEE Control System Society Beijing Chapter, IEEE Beijing Section. Proceedings of 2017 9th International Conference on Modeling, Identification and Control (ICMIC 2017). Kunming University of Science and Technology, 2017: 948-953.
- [5] LAM H F, WONG M T, KEEFE R M. Detection of ballast damage by in-situ vibration measurement of sleepers [J]. AIP Conference Proceedings, 2010, 1233 (1): 1648.
- [6] SADEGHI J, ASKARINEJAD H. An investigation into the effects of track structural conditions on railway track geometry deviations [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit, 2009, 223 (4): 415-425.
- [7] 秦会杰. 有砟轨道动力稳定车智能作业控制系统设计 [D]. 成都: 西南交通大学, 2023.
- [8] 高建敏, 翟婉明, 徐 涌. 有砟轨道下沉变形参数影响分析 [J]. 交通运输工程学报, 2007, 7 (4): 15-20.
- [9] PEREIRA R, TORRICO B, DO N, et al. Smith predictor-based feedforward controller for measurable disturbances [J]. Control Engineering Practice, 2023, 133: 105439.
- [10] LI L, LI Y, YU H, et al. A feedforward-feedback hybrid control strategy towards ordered utilization of concentrating solar energy [J]. Renewable Energy, 2020, 154: 305-315.
- [11] DENIZ F. An effective smith predictor based fractional-order PID controller design methodology for preservation of design optimality and robust control performance in practice [J]. International Journal of Systems Science, 2022, 53 (14): 2948-2966.

(下转第 235 页)