



神朔铁路重载列车自适应停车规划研究

贺佳¹, 袁鹏²

(1. 国家能源集团包神铁路集团公司, 内蒙古 包头 014010;

2. 株洲中车时代电气股份有限公司, 湖南 株洲 412001)

摘要: 神朔铁路的重载智能驾驶列车在停车场景下规划运行曲线时, 一方面由于重载列车自身固有特性导致列车操纵困难, 另一方面列车运行线路环境复杂, 两者共同作用提高了运行曲线规划难度。为了满足神朔铁路以安全、精准为导向的重载列车停车规划需求, 文章首先根据线路特点和操纵需求, 建立重载列车纵向动力学模型, 引入相关约束; 其次将规划过程分为空气制动阶段与非空气制动阶段, 并根据各阶段的特性分别制定了规划策略; 然后结合工程实际情况提出评价指标, 并利用自适应权重调整策略提高算法对不同停车场景的适应性, 同时制定了精细化调整策略进一步降低规划误差; 最后采用半实物仿真平台在3个典型区段上对算法进行测试验证。验证结果显示, 文章所提出算法在符合安全约束的前提下, 平均停车规划误差为1.31 m, 证明了该算法的有效性, 表明该算法具有良好的实际工程应用价值。

关键词: 神朔铁路; 重载列车; 停车规划; 运行曲线优化; 自适应算法

中图分类号: U292.92⁺1

文献标志码: A

文章编号: 1000-128X(2025)01-0146-08

0 引言

神朔铁路是我国重要的煤炭运输线路, 均采用重载列车进行运输, 重载列车重量大、车辆数多、车体长^[1], 操纵不当易导致纵向冲击力加大, 影响行车安全, 因此具有操纵难度大、安全平稳性能要求高的特点^[2], 其运行安全与效率直接关系到国家能源战略的实现。同时神朔铁路环境复杂, 线路起伏较大, 桥、隧、涵长度占线路总长约30%, 最大限制坡度达到12‰^[3]。如何确保列车在复杂多变的环境下实现安全、平稳、高效运行, 已成为业界关注的焦点。

针对重载列车运行曲线优化问题, 国内外学者进行了大量研究。在优化目标方面, 主要是聚焦安全、平稳、节能、准点等性能指标^[4-11]。在算法方面, 主要有解析类算法、数学规划算法、启发式算法和机器学习算法等。解析类算法通常是根据庞特里亚金极大值原理来寻求最优解^[4], 数学规划算法包括混合整数线性规划^[5]、动态规划^[6]、二次规划^[7]等, 启发式算法包括

模拟退火算法^[8]、遗传算法^[9]及一些仿生算法^[10]等, 机器学习算法主要以强化学习^[11]为主。国内外学者在列车运行曲线优化方面已经进行了深入研究, 涵盖了从传统的启发式算法、数学规划算法到现代的解析类算法、机器学习算法等多个领域。然而鉴于神朔铁路的特殊环境和重载列车的复杂特性, 现有的研究成果尚不能完全满足实际需求。

虽然目前针对运行曲线优化的研究成果较为丰富, 但涉及重载列车停车场景的研究不多。事实上, 一方面重载列车的空气制动系统是一个复杂的非线性系统^[12], 且受制动波速的限制, 列车不同位置车辆的制动开始时间和缓解时间不同步, 导致不同位置车辆受力存在差异性^[13]; 另一方面, 神朔铁路本身环境具有一定复杂性, 同时机务段设有禁停区、进站尾部过标等停车约束, 因此针对重载列车停车场景的运行曲线规划问题进行研究同样具有重要工程意义。为了满足神朔铁路以安全、精准为导向的重载列车停车规划需要, 本文将以“3+0”万吨编组重载列车为研究对象, 从多个角度对株洲中车时代电气

通信作者: 袁鹏, 男, 硕士, 主要从事机车自动驾驶技术研究; E-mail: yuanpeng1@csrzc.com

引用格式: 贺佳, 袁鹏. 神朔铁路重载列车自适应停车规划研究[J]. 机电传动, 2025(1): 146-153. DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2025.01.018.

Citation: HE Jia, YUAN Peng. Research on adaptive parking planning of heavy-haul trains on Shenmu-Shuozhou railway[J]. Electric drive for locomotives, 2025(1): 146-153. DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2025.01.018.

股份有限公司研发的重载列车智能驾驶系统中的运行曲线优化问题展开探讨, 包括但不限于模型的构建与验证、算法的选择与应用、优化目标的设定等方面。通过综合运用多种算法和技术手段, 本文旨在提出一套适用于神朔铁路的重载智能驾驶列车停车规划方案, 为提升我国重载铁路运输的安全性和效率提供有力支持。同时, 本文还将结合实际案例, 分析本文所提出方案在实际应用中的效果, 为相关研究和应用提供参考与借鉴。

1 模型与约束

1.1 列车纵向动力学模型

在列车运行曲线优化研究中, 根据研究重点的不同, 列车可以有多种质点模型, 常用的有多质点模型^[2]、单质点模型^[14]和均质棒模型^[15]。本文采用均质棒模型, 即将列车视为一个整体, 忽略货车车厢之间作用力影响, 同时考虑车长对列车受力的影响。其纵向动力学公式如下所示:

$$\frac{ds}{dt} = v \quad (1)$$

$$\frac{dv}{dt} = \frac{(F_t - F_{br} - F_{ar} - F_{ab}) \cdot g}{10^3 \times (1 + \gamma)} \quad (2)$$

式中: s 为列车的运行位置; v 为列车的实时速度; t 为运行时间; F_t 、 F_{br} 、 F_{ar} 、 F_{ab} 分别为机车单位施加力(牵引为正, 电制动为负)、列车单位运行基本阻力、列车单位附加阻力、列车单位空气制动力; g 为重力加速度; γ 为列车回转质量系数。

列车单位运行基本阻力与列车单位附加阻力如下^[16]:

$$F_{br} = av^2 + bv + c \quad (3)$$

$$F_{ar} = w_i + w_r + w_s \quad (4)$$

式中: a 、 b 、 c 为阻力系数; w_i 、 w_r 和 w_s 分别为单位坡道附加阻力、单位曲线附加阻力以及单位隧道附加阻力。

1.2 搜索空间的离散网格化

图1为搜索空间的离散网格化示意图。搜索空间是位置-级位二维域, 设当前状态为 (s_0, g_0) , s_0 为当前位置, g_0 为当前状态所施加的机车级位, 目标位置为 s_n 。需要注意的是, 位置维度是以一个固定离散步长 l_{step} 来进行网格划分的, 由此得到一个位置点集合 $s_{set} = \{s_0, s_1, \dots, s_{n-1}, s_n\}$, s_0 到 s_{n-1} 之间是均匀划分的, 但是 $s_n - s_{n-1} \leq l_{step}$, 所以将位置点序列的最后两个区域合并, 将 s_{set} 修正为 $\{s_0, s_1, \dots, s_{n-2}, s_n\}$, 且 s_{n-2} 到 s_n 这一区段由于长度与其他区段不一致, 规划时需要单独考虑。

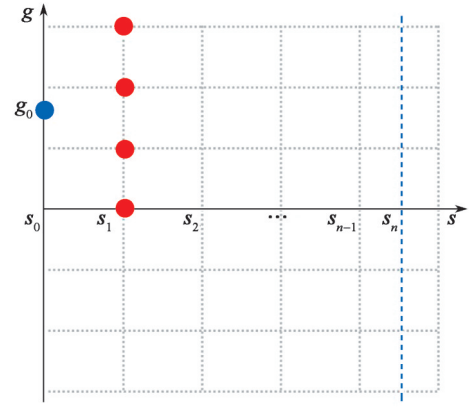


图1 搜索空间的离散网格化

Fig. 1 Discrete meshing of search space

1.3 搜索过程约束条件

1.3.1 牵引/制动特性约束

牵引/制动特性约束首先包括最大可用力约束, 需要指出的是, 最大可用牵引/电制动力与列车运行速度之间为非线性关系, 具体如下所示^[13]:

$$F_T = \begin{cases} 760, & v \in [0, 5] \\ 760 - (v - 5) \times 228/65, & v \in (5, 65] \\ 9600 \times 3.6/v, & v \in (65, 120] \end{cases} \quad (5)$$

$$F_D = \begin{cases} 461 \times v/5, & v \in [0, 5] \\ 461, & v \in (5, 75] \\ 9600 \times 3.6/v, & v \in (75, 120] \end{cases} \quad (6)$$

式中: F_T 为最大可用机车牵引力; F_D 为最大可用机车电制动力。

需要说明的是, 神朔铁路上对于八轴机车的最大可用电制动力约束为单台机车 200 kN。

考虑到牵引/制动特性约束的影响, 搜索空间采用级位维度使搜索空间更加均匀。由于搜索空间采用了级位维度, 所以天然满足最大可用力约束。如此, 每次迭代中的可转移力集如下式所示:

$$F_{set} = g_{set} \cdot F_{max} \quad (7)$$

式中: F_{set} 为可转移的力集合; g_{set} 为离散化搜索空间时预设的级位集合; F_{max} 为当前速度下对应的最大可用牵引/电制动力。

除了最大可用力约束之外, 列车在实际运行过程中, 牵引力和电制动力的数值变化速度也不能超过一定的范围。机车力的加减速过程不是阶跃式的, 理想情况下是与时间呈线性关系, 一般出于操纵的平稳性需求, 会给定最大加减速斜率。根据最大加减速斜率可以对可转移力集合做进一步限制, 最终可转移力集合如下式所示:

$$p_{set} = \frac{|F_{set} - F_0| \cdot v_0}{r} \quad (8)$$

式中: p_{set} 为从当前机车施加力 F_0 以固定加减速斜率 r

转移到 F_{set} 估算出的位移集合; v_0 为当前速度。

之后记录 p_{set} 中大于离散步长 l_{step} 的解, 这些解意味着依照 r 不能在一个离散步长内转移到相应的力, 所以需要将 F_{set} 中对应的力给剔除。

1.3.2 工况约束

受列车平稳运行要求的约束, 列车在牵引和电制动工况之间的转换一般不能立即进行, 需要一定时间的惰行过程来过渡。本文通过对可转移状态进行约束如下:

$$\left. \begin{aligned} F_{\text{set}} &\subset [0, F_{\text{tmax}}], & F_0 > 0 \\ F_{\text{set}} &\subset (-F_{\text{bmax}}, F_{\text{tmax}}), & F_0 = 0 \\ F_{\text{set}} &\subset [-F_{\text{bmax}}, 0], & F_0 < 0 \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中: F_{tmax} 为当前最大可用牵引力; F_{bmax} 为当前最大可用电制动力。

一般来说, 工况转换约束通常对惰行维持时间有要求, 而本文算法的搜索空间采用位置维度, 所以在设定 l_{step} 时, 需要考虑是否能够在大多数的速度状态下都能充分满足惰行维持的基本时间要求。

2 自适应停车规划算法

2.1 总体方案

本文的总体方案流程如图2所示。

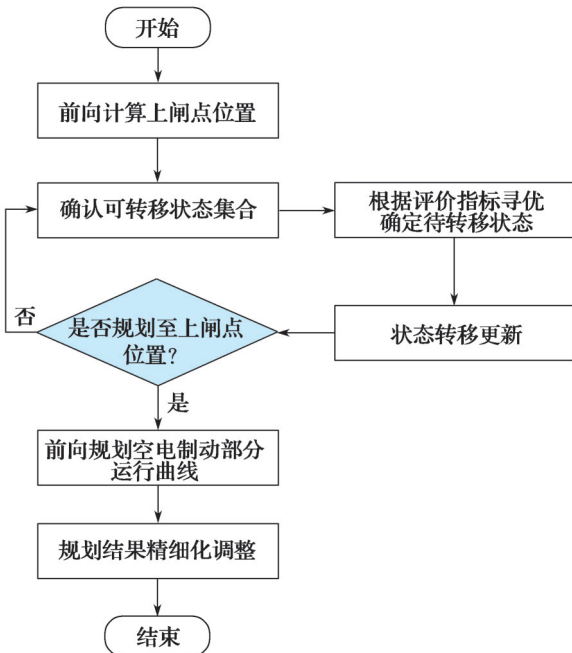


图2 自适应停车规划算法流程

Fig. 2 Flow chart of adaptive parking planning algorithm

根据图2, 本文首先根据纵向动力学模型和预设条件前向计算出上闸点位置, 之后开始迭代搜索。迭代搜索过程如下: 首先筛选出符合约束条件的可转移状态集合, 随后根据评价指标寻优来确定待转移状态, 之后进行状态转移更新, 然后判断是否规划至上闸点

位置, 若未规划至上闸点位置则继续循环迭代。待算法规划至上闸点位置后, 先以小步长前向计算方式规划空气制动部分曲线, 之后再对规划结果作精细化调整即可。

2.2 前向迭代计算上闸点位置

根据庞特里亚金极大值原理, 列车简化模型在理想情况下的最优节能操纵序列为“最大加速度牵引-巡航-惰行-最大电制动”^[4]。以此工况转换序列作为指导, 根据神华铁路坡道特性和实际重载列车制动装置特点, 停车场景下的合理工况序列为“牵引-惰行-电制动-空电联合制动-空气制动”。

分析列车的停车过程可以得知, 空气制动上闸点既是电制动工况与空电联合制动工况的切换点, 又是位置-速度平面上的一个坐标点。由于在工程实际中, 各地机务公司对停车空气制动上闸速度有一个建议范围, 因此可以通过预设上闸速度和电制动力, 结合前向迭代方法求解得到上闸位置, 迭代方法的基本步骤为: 根据设置的上闸位置和列车纵向动力学模型进行前向计算, 获取列车的停车位置; 若停车误差满足精度要求, 则输出上闸位置, 否则更新上闸位置, 并进行下一轮迭代。

2.3 寻优评价指标

对重载列车运行过程进行评价的常见指标一般分为安全指标、准点指标、平稳指标、节能指标。由于本文研究停车场景下的运行曲线优化, 准点性能和节能性能有较大冲突, 同时由于规划区段较短, 在停车场景下节能效果不明显, 因此本文暂不考虑节能性能。

由于不同指标的量级可能有较大差别, 如果直接将各目标函数进行加权求和, 那么会导致权重系数可能不在一个量级, 进而导致权重系数调整不便, 效果也可能不佳。一般情况下, 最好是对各指标进行归一化, 但各指标集合的数据分布、间距都有差异。考虑到可转移状态中速度和力两个变量在可转移状态集合 $state_{\text{set}}$ 中的分布是单调的, 于是 $state_{\text{set}}$ 中的状态索引序列相当于是各状态变量序列的一种归一化映射。因此可以根据不同指标分别寻得最优状态, 并得到其对应的状态索引, 通过对状态索引进行加权求和可以得到一个兼顾各项指标的综合最优状态, 如图3所示。

2.3.1 安全指标和准点指标

由于在停车场景下, 安全指标与准点指标存在部分冲突, 因此需要综合考虑, 最终在保证安全的前提下尽可能实现高效准点。由于列车运行监控装置(LKJ)内设限速曲线, 首先从安全角度出发, 列车运行速度不能超过限速曲线, 同时全线路的限速值未必为恒定值, 因此安全量化指标如下:

$$I_v = v_{\text{lim}} - v_{\text{set}} \quad (10)$$

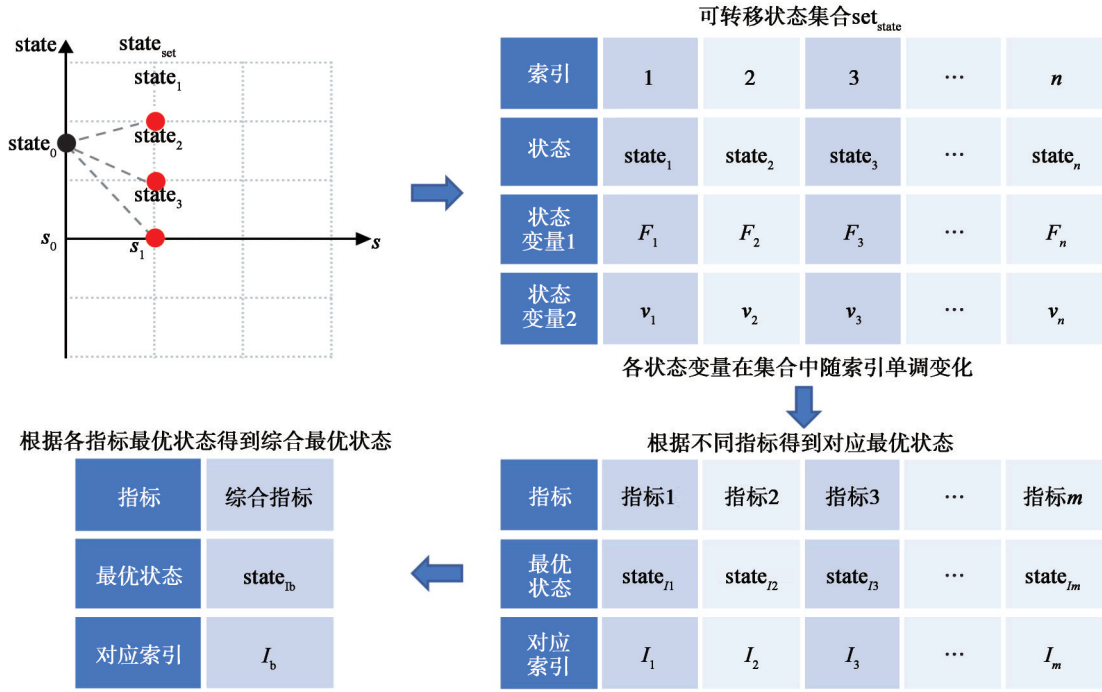


图3 寻找综合最优转移状态的基本逻辑

Fig. 3 Basic logic for finding the comprehensive optimal transition state

$$I_{\text{Ind } v} = f_{\max}(I_v) \quad (11)$$

式中: I_v 为速度差集合; v_{set} 为 F_{set} 对应的可转移速度集合; v_{lim} 为 v_{set} 对应位置的限速值; $I_{\text{Ind } v}$ 为 I_v 中的最优状态索引; $f_{\max}$ 为求解集合中最大值索引的函数。

若从准点的角度出发, 速度越高则越优, 但需要运行全程保证能在最大可用电制动范围内控制住速度。综合上述情况, 假设在本次迭代结束之后立即退流并维持恒定电制动力, 若根据能量守恒定律估算出的恒定电制动力不在最大可用电制动范围内, 则可以据此对可转移力集合进行筛选。假设的退流过程如图4所示。

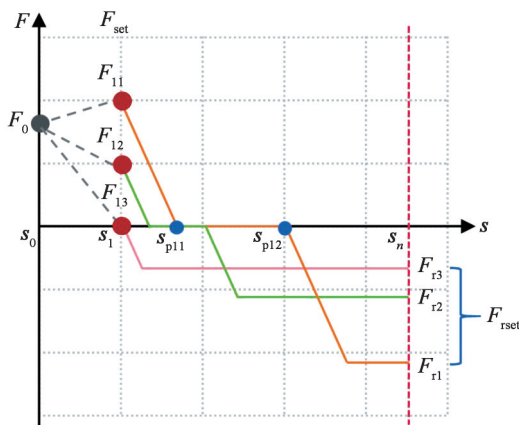


图4 基于能量守恒的退流过程

Fig. 4 Retreat process based on conservation of energy

图4展示了可转移力集合 $F_{\text{set}} = \{F_{11}, F_{12}, F_{13}\}$ 以固定斜率 r 退流至惰行, 再退流至目标电制动力集合 $F_{\text{rset}} = \{F_{r1}, F_{r2}, F_{r3}\}$ 的过程。以 F_{11} 为例, s_{p11} 、 s_{p12} 分别

为退至惰行工况的位置和退出惰行工况的位置。根据能量守恒定律, 具体计算公式如下:

$$\frac{1}{2}(1+\gamma)m(v_t^2 - v_{11}^2) = E_{\text{tr}} - (\bar{F}_{\text{br}} + \bar{F}_{\text{ar}})(s_n - s_1) \quad (12)$$

$$E_{\text{tr}} = \frac{F_{11}^2 v_{11}}{2r} + F_{r1}(s_n - s_{p12}) + \frac{F_{r1}^2 v_{11}}{2r} \quad (13)$$

$$s_{p12} \in s_{\text{set}} \quad (14)$$

式中: v_t 为上闸点的预设速度; v_{11} 为与力 F_{11} 对应的速度; E_{tr} 为机车力从位置 s_1 施加到 s_n 所产生的能量; $\bar{F}_{\text{br}}$ 为估算出的平均基本阻力; $\bar{F}_{\text{ar}}$ 为从 s_1 到 s_n 的平均线路附加阻力; s_{p12} 为在保证基本惰行时间的前提下, 距离 s_{p11} 最近, 同时属于 s_{set} 的位置点。

通过上述方程可以求解得到 F_{r1} , 同时可以将上述方程推广至 F_{set} 和 v_{set} 中, 求解得到 F_{rset} 。由此可得准点量化指标如下:

$$I_{\text{Fr}} = |F_t - F_{\text{rset}}| \quad (15)$$

$$I_{\text{Ind Fr}} = f_{\min}(I_{\text{Fr}}) \quad (16)$$

式中: F_t 为上闸点的预设力; $I_{\text{Ind Fr}}$ 为 I_{Fr} 中的最优状态索引; $f_{\min}$ 为求解集合中最小值索引的函数。

2.3.2 平稳指标

一般来说, 平稳指标主要是考虑机车力的变化不要过于频繁, 避免对运行平稳性能造成影响, 因此平稳量化指标如下:

$$I_{\text{Fd1}} = |F_{\text{set}} - F_0| \quad (17)$$

$$I_{\text{Ind Fd1}} = f_{\min}(I_{\text{Fd1}}) \quad (18)$$

$$I_{\text{Fd2}} = |F_{\text{set}} - F_{\text{rset}}| \quad (19)$$

$$I_{\text{Ind Fd2}} = f_{\min}(I_{\text{Fd2}}) \quad (20)$$

式中： I_{Fd1} 、 I_{Fd2} 分别为 F_{set} 与 F_0 、 F_{rset} 的差值； $I_{Ind Fd1}$ 、 $I_{Ind Fd2}$ 分别为 I_{Fd1} 、 I_{Fd2} 中的最优状态索引。

从平稳性角度来说，每次迭代从 F_{set} 中选择索引为 $I_{Ind Fd1}$ 、 $I_{Ind Fd2}$ 的力是平稳性的最优解。但 $I_{Ind Fd1}$ 、 $I_{Ind Fd2}$ 在平稳性含义上有些许差别， $I_{Ind Fd1}$ 侧重维持当前级位，而 $I_{Ind Fd2}$ 则侧重制动停车部分电制动力的可控平稳性。

2.3.3 综合指标

对各指标集合的最优状态索引进行加权求和后得到最终的综合最优状态索引如下：

$$I_{Ind} = k_v I_{Ind v} + k_{Fr} I_{Ind Fr} + k_{Fd1} I_{Ind Fd1} + k_{Fd2} I_{Ind Fd2} \quad (21)$$

式(21)中的 I_{Ind} 为各指标集合中最优状态索引加权求和所得的综合最优状态索引，如此搜索结果会对权重系数比例更加敏感一些，且权重系数处于同一量级，便于做参数调整。 k_v 、 k_{Fr} 、 k_{Fd1} 、 k_{Fd2} 为对应指标的权重系数。之后根据综合最优状态索引，从 F_{set} 、 v_{set} 中分别得到当前阶段最优的力和对应速度，将其分别更新到 F_0 和 v_0 ，之后循环迭代计算至上闸点位置即可。

2.4 自适应权重调整策略

作为算法中比较核心的内容，评价寻优部分决定了搜索结果的性能，而调控方式主要是对权重系数作调整。由于重载列车停车规划的复杂性，显然一套权重系数是很难搜索到合理、优秀的结果，所以需要根据自适应策略在搜索过程中的不同阶段，采取不同的权重系数来引导搜索过程。

出于高效率的启发导向，列车的停车过程可以简单地分为提速、控速、减速3个阶段。其中，提速阶段处于绿灯区间，控速阶段处于虚拟黄灯区间，减速阶段处于虚拟红黄灯区间。之所以停车规划中存在提速阶段，主要是因为列车运行以当前区间信号为准，除去车机联控这种人工手段，目前并没有很好的办法获知前方区段的信息。所以停车规划既要考虑停车，又要考虑可能存在的通过需求，为此，权重调整策略如下：

①控速权重调整策略：为了安全约束在速度处于正常范围时，对搜索结果产生较大的影响，同时也为了提升算法对超速风险的敏感性，将根据速度差和当前涨速趋势来设置 k_v 参数可以让算法侧重安全约束优先的选项；为了在保证前期列车提速的同时，不会使后期可选电制动力超过最大可用电制动力，可以在提速和控速阶段侧重考虑 k_{Fr} 系数。

②平稳权重调整策略：虽然考虑了牵引/电制动的加减速斜率约束，使得每一次迭代的结果都是可达的，但在满足所有约束的前提下，保持力的平稳性对运行平稳有利。所以在提速阶段主要侧重考虑 k_{Fd1} 参数，减速阶段主要侧重考虑 k_{Fd2} 参数。

2.5 精细化调整策略

由于在非空气制动阶段曲线的求解过程中对搜索空间进行大步长离散化处理，同时在计算基本阻力做功时为近似估算，势必会存在一定误差，且误差累积到停车位置处达到最大值。因此为了保证最终停车位置的精度，最后需要对规划结果作精细化调整。

调整步骤如下：

①采用小于搜索离散步长 I_{step} 的步长，结合求解得到的控制序列进行一次更精确的运行仿真；

②根据运行仿真的结果，计算得到上闸点处运行仿真速度 v'_i 和目标速度 v_i 的动能差；

③根据动能差以及搜索空间最后一段区间长度 ($s_n - s_{n-2}$)，可得到修正力 ΔF ，将之补偿到规划控制序列在搜索空间最后一段区间上的力即可。

3 仿真验证与分析

为了验证本文所提算法的可行性，选取神朔铁路的燕家塔—神木北、神木北—黄羊城以及阴塔—韩家楼3个区段在半实物仿真平台上进行测试，这3个区段分别代表了下坡区段、上坡区段和起伏坡道区段3种典型情况。列车编组采用现场常见的“3+0”万吨编组模式，通用算法仿真参数如表1所示。

表1 仿真参数

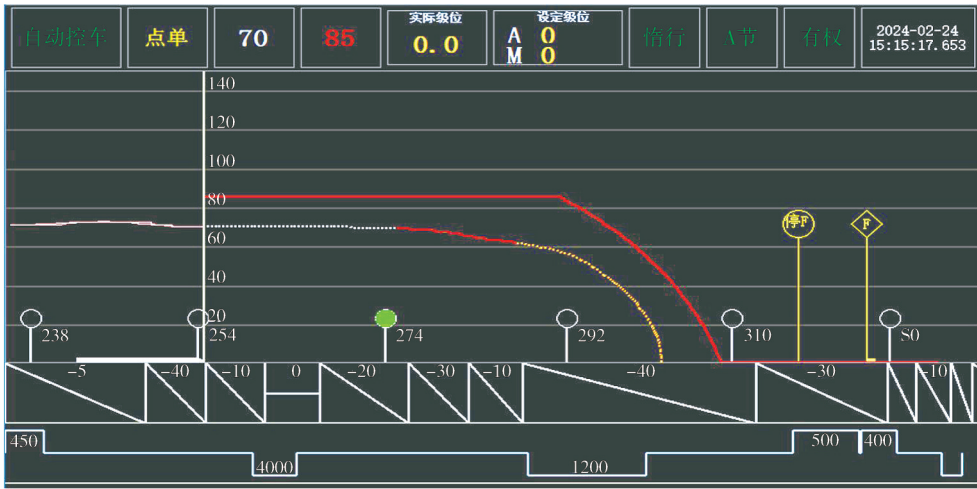
Table 1 Simulation parameters

参数	数值或说明
列车总质量/t	11 460
机车总质量/t	660
货车总质量/t	10 800
列车计长/m	1 284
编组模式	3+0
货车辆数	108
牵引力最大变化率/(kN·s ⁻¹)	75
电制动力最大变化率/(kN·s ⁻¹)	65
最短惰行时长/s	10
空走时间/s	12
搜索离散步长/m	200

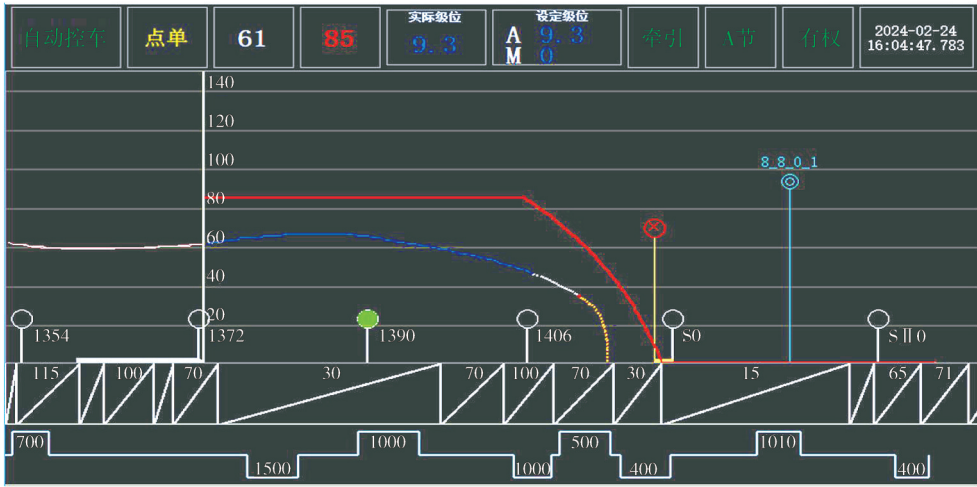
结合工程经验和历史实际运行数据，各区段的具体仿真参数如表2所示。

经半实物仿真测试运行，通过数据回放软件展示各区段的停车规划结果，如图5所示。

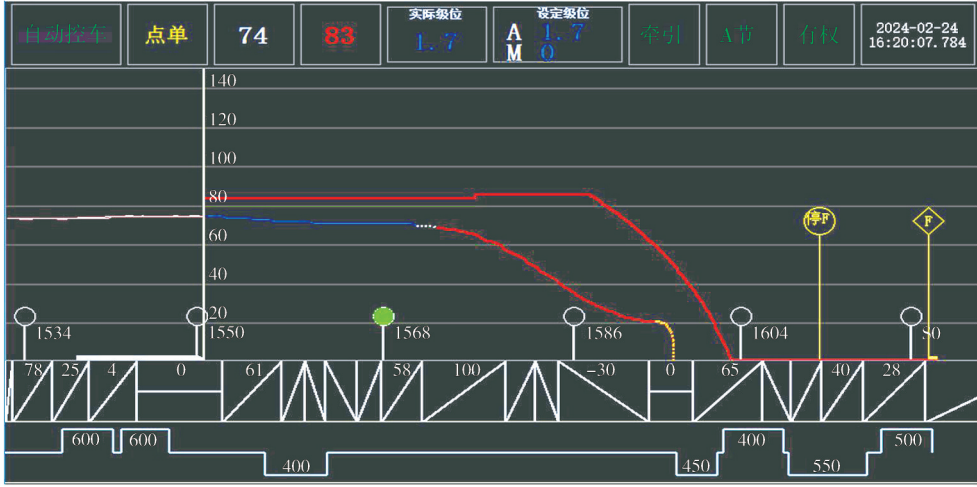
从图5可以看出，本文算法在各典型区段均能有效生成停车规划运行曲线，且各规划曲线皆遵循“牵引—惰行—电制动—空电联合制动—空气制动”的工况序列。需要说明的是，在停车过程中一般速度降至3 km/h左右，电制动力会退至0 kN，所以空气制动工况在一般的停车场景下维持距离不长，在图5中显示不



(a) 燕家塔—神木北区段运行结果



(b) 王家寨—阴塔区段运行结果



(c) 阴塔—韩家楼区段运行结果

蓝色曲线为牵引工况;白色曲线为惰行工况;红色曲线为电制动工况;橙色曲线为空气联合制动工况;黄色曲线为空气制动工况

图 5 各区段运行曲线规划结果

Fig. 5 Planning results of operation curves for sections

明显。同时，所有规划曲线均未越过LKJ限速曲线，即使图5(c)中信号灯1550#到1586#区段出现临时限速区域，算法规划结果也同样遵循安全限速约束。最后，由于算法的停车目标为预设的停车位置，且算法规划

结果可以较好地贴合停车目标，在停车目标留足裕量的前提下，可以明显看出算法规划结果不存在冲标风险。特别地，在图5(b)中虚拟红黄灯处存在禁停区的前提下，算法规划结果也明显不存在停入禁停区风险。

表2 各区段仿真参数

Table 2 Simulation parameters for sections

参数	燕家塔—神木北	王家寨—阴塔	阴塔—韩家楼
规划起始信号机	254#	1372#	1550#
虚拟红黄灯信号机	310#	阴塔进站信号机	1604#
规划起始速度/ (km·h ⁻¹)	70	61	74
目标上闸点速度/ (km·h ⁻¹)	61	34	20
规划起始机车力/ kN	0	1 270	190
目标停车位置/m	710	640	670
预设减压量/kPa	50	80	70

通过对运行曲线规划停车位置与预设停车位置进行对比，具体的停车误差结果如表3所示。

表3 停车位置与误差

Table 3 Parking positions and errors

参数	燕家塔—神木北	保德—王家寨	阴塔—韩家楼
预设停车位置	710.00	640.00	670.00
规划停车位置	712.14	639.11	669.09
规划停车误差	2.14	0.89	0.91

表3中的停车位置均为距前方信号机距离，可以看出应用本文算法在3个典型区段的平均规划误差为1.31 m，总体上满足重载智能驾驶列车的停车规划要求。除此之外，观察到燕家塔—神木北区段的停车规划误差明显更高，主要原因是在该区段中空电制动工况施加距离明显长于另外两个区段，而空气制动模型的高度非线性使得其对于累积误差更为敏感，所以空气制动的施加距离越长，算法的停车规划误差越大。

4 结束语

本文主要研究了神朔铁路重载智能驾驶列车停车规划问题，提出了自适应停车规划算法。算法将列车停车过程拆分为非空气制动部分和空气制动部分，根据两者的特性分别采用不同精度的搜索方法，同时根据重载货运列车的运行特性，提出了针对性的寻优指标及自适应权重调整策略，最后给出精细化调整策略，以较小的代价进一步提升了停车规划精度。经过半实物仿真平台的多次验证，本文所提出算法能够在不同线路环境下规划得到运行曲线，且规划结果均能满足相关约束，规划停车精度也符合实际工程要求，验证了算法的可行性与有效性，对重载列车智能驾驶技术的发展具有重要意义。

但需要指出的是，规划作为一个优化决策问题，规划结果受模型精度制约，同时实际工程现场环境是动态变化的，规划结果与实际运行过程必然存在一定误差。因此除了研发停车规划算法之外，还必须要有

高效可靠的控制算法来对规划结果进行跟踪，实时调节机车输出力，如此才能最终实现重载列车精准停车功能的工程化应用。

参考文献：

[1] 郑亚平,王继柱. 基于重载铁路特殊困难区段技术研究与应用[J]. 神华科技, 2019, 17(8): 77-81.
ZHENG Yaping, WANG Jizhu. Technical study and application of special difficult section technology that based on heavy haul railway[J]. Energy science and technology, 2019, 17(8): 77-81.

[2] 钟谱华,张征方,熊佳远. 一种重载列车自动驾驶操纵曲线规划方法[J]. 控制与信息技术, 2021(6): 35-42.
ZHONG Puhua, ZHANG Zhengfang, XIONG Jiayuan. A planning method of automatic driving control curve for heavy haul train[J]. Control and information technology, 2021(6): 35-42.

[3] 胡杨. 神华铁路万吨重载列车纵向动力学试验与仿真研究[D]. 大连: 大连交通大学, 2017.
HU Yang. Longitudinal dynamics test and simulation study on Shen-hua 10 000 t heavy haul train[D]. Dalian: Dalian Jiaotong University, 2017.

[4] KHMELNITSKY E. On an optimal control problem of train operation[J]. IEEE transactions on automatic control, 2000, 45(7): 1257-1266.

[5] WANG Yihui, SCHUTTER B D, BOOM T J V D, et al. Optimal trajectory planning for trains: a pseudospectral method and a mixed integer linear programming approach[J]. Transportation research part C: emerging technologies, 2013, 29: 97-114.

[6] LU Shaofeng, HILLMANSEN S, HO T K, et al. Single-train trajectory optimization[J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2013, 14(2): 743-750.

[7] 张勐轶. 货运列车运行曲线多目标优化方法研究[J]. 现代计算机, 2020(21): 22-26.
ZHANG Mengyi. Research on multi-objective trajectory optimization for freight trains[J]. Modern computer, 2020(21): 22-26.

[8] ROCHA A, ARAÚJO A, CARVALHO A, et al. A new approach for real time train energy efficiency optimization[J]. Energies, 2018, 11(10): 2660.

[9] 纪云霞,孙鹏飞,毛畅海,等. 基于改进遗传算法的列车运行曲线优化[J]. 计算机与现代化, 2018(8): 1-7.
JI Yunxia, SUN Pengfei, MAO Changhai, et al. Optimization of train operation profile based on improved genetic algorithm[J]. Computer and modernization, 2018(8): 1-7.

[10] 李旺,金森鑫,段仁哲,等. 基于复杂线路的货运列车多目标优化研究[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(5): 82-91.
LI Wang, JIN Miaoxin, DUAN Renzhe, et al. Research on multi-objective optimization of freight trains based on complex lines[J]. Electric machines & control application, 2023,

- 50(5): 82-91.
- [11] TANG Huiyue, WANG Yuan, LIU Xiang, et al. Reinforcement learning approach for optimal control of multiple electric locomotives in a heavy-haul freight train: a double-switch-Q-network architecture[J]. Knowledge-based systems, 2020, 190: 105173.
- [12] 王飞宽, 蒋杰, 张征方, 等. 重载智能驾驶列车空气制动力强弱评估方法研究[J]. 机车电传动, 2022(5): 109-115.
- WANG Feikuan, JIANG Jie, ZHANG Zhengfang, et al. Research on strong and weak evaluation method of air brake for intelligent driving heavy haul train[J]. Electric drive for locomotives, 2022(5): 109-115.
- [13] 马红萍. 重载列车长大下坡制动过程优化控制研究[D]. 南昌: 华东交通大学, 2019.
- MA Hongping. Research on optimal braking process control of heavy-haul train on long steep down grade[D]. Nanchang: East China Jiaotong University, 2019.
- [14] 朱晓敏, 徐振华. 基于单质点模型的城市轨道交通列车动力学仿真[J]. 铁道学报, 2011, 33(6): 14-19.
- ZHU Xiaomin, XU Zhenhua. Dynamic simulation of urban rail transit train based on single-particle model[J]. Journal of the China railway society, 2011, 33(6): 14-19.
- [15] 崔恒斌, 冯晓云, 王青元, 等. 制动利用率对高速列车节能操纵策略的影响[J]. 铁道学报, 2012, 34(8): 13-19.
- CUI Hengbin, FENG Xiaoyun, WANG Qingyuan, et al. Influence of braking efficiency on high-speed train energy-saving driving strategies[J]. Journal of the China railway society, 2012, 34(8): 13-19.
- [16] 中国铁道科学研究院标准计量研究所. 列车牵引计算 第1部分: 机车牵引式列车: TB/T 1407.1—2018[S]. 北京: 中国铁道出版社, 2018.
- China Academy of Railway Sciences Corporation Limited, Standards & Metrology Research Institute. Railway train traction calculation-part 1: trains with locomotives: TB/T 1407.1—2018[S]. Beijing: China Railway Publishing House Co., Ltd., 2018.

Research on adaptive parking planning of heavy-haul trains on Shenmu-Shuozhou railway

HE Jia¹, YUAN Peng²

(1. CHN ENERGY Baoshen Railway Group, Baotou, Inner Mongolia 014010, China;
2. Zhuzhou CRRC Time Electric Co., Ltd., Zhuzhou, Hunan 412001, China)

Abstract: Planning operation curves in parking scenarios for heavy-haul trains equipped with intelligent driving features on the Shenmu-Shuozhou railway faces two primary challenges: maneuvering difficulties stemming from the inherent characteristics of heavy-haul trains and the complexity of the track environments. These factors combine to significantly complicate the planning of operation curves. This paper presents an algorithm designed to address the safety and precision-oriented parking planning requirements for heavy-haul trains on the Shenmu-Shuozhou railway. First, a longitudinal dynamic model was established based on the track characteristics and maneuvering requirements, incorporating relevant constraints. Second, the planning process was divided into air braking and non-air braking stages, with planning strategies formulated according to their respective characteristics. Subsequently, evaluation indicators were proposed, taking into account actual engineering conditions, and an adaptive weight adjustment strategy was employed to enhance the algorithm's adaptability to various parking scenarios. Additionally, a refined adjustment strategy was developed to further reduce planning errors. Finally, a hardware-in-the-loop simulation platform was utilized to test and verify the proposed algorithm in three typical sections. The verification results show that the proposed algorithm achieves an average parking planning error of 1.31 meters while meeting the safety constraints, demonstrating the algorithm's effectiveness and highlighting its value in practical engineering applications.

Keywords: Shenmu-Shuozhou railway; heavy-haul train; parking planning; optimization of operation curve; adaptive algorithm