

基于收缩块的高速列车多目标滚动时域速度规划^①

何德峰^② 周 龙 余世明

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

摘要 随着轨道交通产业的发展,列车最优速度轨迹规划对节能环保事业发展和提升人们出行质量有着越来越重要的作用。针对优化高速列车运行速度轨迹以保证高速列车运行的能效性、安全性、正点性和舒适性的多目标问题,本文提出了一种利用实时交通信息规划高速列车最优运行轨迹的新方法——基于收缩块的高速列车多目标滚动时域速度规划算法。高速列车模型采用非线性纵向动力学模型,考虑了变化的道路斜坡和速度限制。根据高速列车的实时位置和运行时间,设计了一种包含多目标性能函数的收缩块滚动时域最优速度规划方法。通过在线求解一系列的最优速度规划问题,得到高速列车运行的最优速度-时间曲线。仿真结果表明,该方法能满足高速列车运行节能、准点、安全和舒适的要求。

关键词 高速列车; 模型预测控制(MPC); 收缩块; 速度规划

0 引言

在能源价格日益上涨与环保压力日益增大的今天,铁路运输以其运输能力强、安全舒适、快速准时、节能环保和全天候运输等优势,已成为运输方式未来的发展趋势^[1]。至 2018 年底,中国铁路营业里程已达到 13.1 万公里,高速铁路营业里程已达到 2.9 万公里,占全世界高速铁路总里程的 66% 以上,位居世界第一^[2]。近 5 年来我国铁路旅客发送量平均增长率为 9.89%,2018 年我国铁路运输系统完成旅客发送量 33.75 亿人^[2]。但逐年增加的发送量给铁路运输带来了各种不可忽视的问题,如能源消耗的增加和运行延误的增多。2018 年国家铁路能源消耗折算为标准煤 1624.21 万吨^[2],2018 年中国高速铁路电力消耗 240.9 亿 kWh^[3]。巨大的能源消耗,不仅给运营企业带来巨大的压力,也向环境问题日益严峻的社会发出了挑战。在列车能耗中,大

约 40% 用于牵引系统^[4]。此外,由于轨道交通的运行特性,列车延误的传播问题严重影响其运输效率,会进一步增加运输成本并降低服务质量。因此,减少列车的牵引能耗和保证列车准点运行对整个轨道交通系统的发展具有重大意义。

高速列车 (high speed train, HST) 是一个由复杂技术装备组成的在复杂环境中运行的非线性快速动力系统^[5]。HST 的运行过程控制也十分复杂,不仅仅与牵引供电、牵引制动性能、车辆编组、行车信号等相关,还要考虑线路坡度、道路限速以及驾驶员的操作经验等多种因素,控制目标包含安全运行、准点到达、精准停车、能量消耗和乘坐舒适等诸多需求。所以,列车控制系统是一个典型的复杂非线性、多目标快速系统^[6]。目前 HST 的操控方式是驾驶员根据实际的运行环境,参考列车控制辅助系统给定速度-位置曲线的人工控制模式。在人工控制模式下,列车的运行效果与驾驶员的操作经验密切相关,安全性、准点性、节能性和舒适性得不到百分百

① 国家自然科学基金(61773345)和浙江省自然科学基金(LR17F030004)资助项目。

② 男,1979 年生,教授,博士;研究方向:模型预测控制理论与应用;联系人,E-mail: hdfj@zjut.edu.cn
(收稿日期:2020-01-14)

的保证。因此,自动列车驾驶(automatic train operation, ATO)系统成为了如今 HST 运行控制系统研究的热点^[7]。ATO 系统能够自动调整 HST 的车速达到最佳车速,负责 HST 的启动、牵引、制动和停车等工况下的自动控制。ATO 系统具有提高 HST 运行准点性、能效性和舒适性的特点,能有效避免人为失误导致的事故发生^[7]。一般来说,ATO 系统分为最优轨迹规划和速度跟踪控制上下两层。通过优化上层的轨迹规划算法,得到更优的参考轨迹,是一种主要的降低列车能耗的方式^[8]。HST 在 ATO 的操控下,其运行性能与上层规划轨迹紧密相关,规划一条具有高准点性、能效性、舒适性和安全性的速度轨迹,对提高列车的运行性能至关重要。

为了通过优化 HST 的运行速度轨迹来降低其运行能耗,世界各地的学者和研究人员为此做出了许多贡献。根据使用的原理与方法的差异,主要有极大值原理^[9-16]、启发式算法^[17-28]和动态规划算法^[29-36]三类。列车运行最优轨迹规划的研究始于 20 世纪 60 年代^[8]。Ichikawa 等人^[9]简化了列车运动模型,将列车的运行状态分为最大加速、巡航、滑行和最大制动 4 种,构建了最优控制问题,使用庞特里亚金极大值原理分析并确定列车的最优控制策略。之后,文献[10-13]等人先后在文献[9]的基础上优化了列车运动模型并加入了线路坡度和速度限制,将距离作为自变量重构列车运行切换点优化问题。之后,文献[14-16]进一步推导出全局内列车最优切换点控制策略是唯一的。

除了基于庞特里亚金极大值原理的精确求解方法来确定最优驾驶策略外,人工智能或搜索算法也被应用于直接求解列车节能最优控制问题。文献[17,20,23]使用了遗传算法、神经网络遗传算法和启发式进化算法,权衡列车的运行能耗和运行时间,得到最优的列车运行状态切换策略。文献[25-27]利用蚁群优化法、基于模拟退火算法的粒子群优化算法和基于遗传算法的粒子群优化融合算法规划节能准点的列车运行轨迹。

用极大值原理的解决方法被认为是最早从最优性必要条件中推理最优列车驾驶策略的措施,通过求解使用列车运动微分方程建立的优化问题来获得

列车最优的驾驶序列和切换点策略。这些方法对于特定的情况工作良好,但是对于考虑了变坡度和限速的优化问题求解比较困难^[28]。而启发式算法往往计算量较大,计算时间较久,且通常情况下不能保证获得的一定是最优解^[28]。为此,文献[29]将列车动态系统离散化为一个有限变量集的问题,然后用非线性规划方法求解静态规划问题来获得最优的列车驾驶策略。文献[30]加入了变坡度、弯道和速度限制等因素,将动能和时间作为状态变量,考虑了列车能耗和驾驶舒适性优化的目标函数。之后文献[31]在文献[30]的基础上加入了与速度非线性相关的牵引力函数,保证规划过程中牵引力满足列车物理因素的约束,提高了规划的可靠性。文献[33]提出了一种基于模型预测控制的三层层级结构的轨迹优化算法,中层轨迹规划层负责实现顶层的调度指挥,同时保障底层列车运行的可控性,提高了列车轨迹规划的实时性。文献[34]提出了一种滚动时域列车轨迹规划算法,根据车载监测设备和通信设备实时监测的信息进行实时最优轨迹规划,并设计了基于卡尔曼滤波器的估计器来估计列车运行中变化的阻力系数,以贴合列车真实的运行状态。文献[36]通过将 HST 非线性动力学分段线性化并引入辅助二进制变量,构造了具有状态和输入约束的混合逻辑动态系统,设计了混合模型预测控制器,采用混合整数线性规划技术计算显式控制律,用离线计算的方式降低计算复杂度。

列车在实际运行过程中,会受到许多不确定性因素的影响,如天气变化、设备故障、乘客上下车时可能发生的意外事件,以及实际客运量和轨道电压的变化等。如果列车在意外发生时仍按预设速度轨迹运行,则无法保证运行的准点、节能和安全性。因此,ATO 系统应根据实际运行状态和运行环境实时规划最优速度轨迹并按照最新的轨迹驾驶列车,以实现 HST 节能、准点、安全和舒适运行的目的。

模型预测控制(model predictive control, MPC)是近年来广泛应用于工业控制问题的一种基于反馈和预测的优化控制方案^[37]。MPC 因其在优化控制问题中显式处理非线性系统和约束的能力,使其在铁路运输工业中得到了广泛的应用^[33-36]。MPC 算

法的预测特性使得列车在运行过程中存在的潜在固有危险可以被提前预测并预防,从而提高运行的安全性。但是,尽管如今计算能力进步巨大,计算负担问题依然是 MPC 算法的一大挑战。MPC 优化方法逐步应用于越来越复杂的系统中,但较长的预测周期阻碍了 MPC 优化的实时性,限制了它在如 HST 这类具有快速动态和高采样率特征的复杂非线性系统上的实用性。长时间的在线优化计算会导致响应延迟,可能会导致列车运行能效性、准点性和安全性无法保障。因此,相关学者已经在 MPC 的计算问题上进行了很多研究来寻求更快速的计算技术^[38]。在工程实践中,通过减少控制变量的维数,将原 MPC 问题转化为低阶优化问题,是降低计算负担的有效途径,如参数化法和移动块 (move blocking, MB) 法。参数化法通常采用参数化函数对原控制变量近似处理,用较少的未知数来降低原优化问题的阶数^[39]。但是,由于使用了特定的参数化函数,这种方法可能会改变原问题的结构,从而导致伪最优解,降低优化性能。MB 法是一种通过约束控制输入中几个相邻时刻使用相同值的一种减少输入变量长度的方法,可以减少优化问题的复杂度,它相比于其他参数化方法的优势是降维后的输入序列保持了与原输入序列相同的物理意义,可以直接作用于系统。

本文的主要工作是针对 HST 最优速度轨迹快速实时规划的问题,提出了一种新的基于收缩块 (shrinking move blocking, SMB) 的多目标滚动时域速度轨迹快速规划算法。该算法主要有以下特点。

- (1) 能够根据 HST 实时的运行状态和运行环境生成最优的速度-时间轨迹序列,相比于速度-位置轨迹序列更容易实现跟踪控制。
- (2) 具有固定终端时刻和终端状态的收缩预测时域 MPC 相较于固定窗口滚动时域 MPC 更能保证 HST 在诸多不确定因素下运行时仍旧有很好的准点性。

(3) SMB 策略的使用能够降低优化算法在 HST 运行中轨迹实时规划的计算负担,提高算法的实时性。

本文从 HST 节能、准点、安全和舒适运行的角

度出发,分析了列车运行速度规划要求。为此,建立了 HST 纵向非线性动力学模型和能耗模型,为了保证列车在诸多不确定和不可测干扰的影响下依旧能够保证运行品质,提出了一种基于 SMB 的 HST 多目标滚动时域速度轨迹规划算法,以实现 HST 运行过程中的最优速度轨迹实时规划,并通过与收缩滚动时域速度轨迹规划算法的比较,验证了基于 SMB 的滚动时域速度轨迹规划算法在节能、安全、和准点方面的有效性,同时显著减小了计算负担。

1 列车纵向动力学模型和能耗模型

本节建立了 HST 的纵向非线性动力学模型,用来描述 HST 在运行过程中的纵向动态表现。然后,依据功能关系建立了 HST 的能量消耗模型,根据与 HST 运行能耗相关的物理关系,计算 HST 在运行过程中的能量消耗。

1.1 列车纵向动力学模型

HST 的纵向非线性动力学模型会由于车辆自身物理结构、电机种类以及自身内部控制系统等因素的不同而有所差异。为了满足简明与准确的需要,本文中 HST 的纵向动力学模型采用质点模型^[40]:

$$\begin{cases} \frac{dv(t)}{dt} = \frac{\mathbf{F}(t) - \mathbf{R}_b(v(t), t) - \mathbf{R}_l(x(t), t)}{m(1 + \gamma)} \\ \frac{dx(t)}{dt} = v(t) \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x}(t)$ 、 $v(t)$ 分别为列车在 t 时刻的位置与速度, m 为列车的总质量, γ 为列车的回转质量系数, $\mathbf{F}(t)$ 为 t 时刻列车输出的瞬时牵引力或者制动力, $\mathbf{F}(t)$ 满足列车最大牵引力 \mathbf{F}_{\max} 和最大制动力 \mathbf{F}_{\min} 的约束, $\mathbf{R}_b(v(t), t)$ 为列车运行过程中在 t 时刻 $v(t)$ 速度下受到的基础阻力,包括摩擦阻力、滚动阻力和空气阻力等, $\mathbf{R}_l(x(t), t)$ 为 t 时刻列车在 $x(t)$ 位置上受到的线路阻力,包括线路坡道阻力、弯道阻力和隧道阻力等,其计算方式^[41,42]分别为

$$\mathbf{R}_b(v(t), t) = mg(c_0 + c_v v(t) + c_a v(t)^2) \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_l(x(t), t) = & m g \sin \theta(x(t)) + \mathbf{F}_c(r(x(t))) \\ & + \mathbf{F}_i(l_i(x(t))) \end{aligned} \quad (3)$$

其中, \mathbf{g} 为重力加速度, c_0 、 c_v 与 c_a 分别为摩擦阻力系数、滚动阻力系数和空气阻力系数, 其数值大小取决于列车的物理特性; $\theta(\mathbf{x}(t))$ 、 $r(\mathbf{x}(t))$ 和 $l_t(\mathbf{x}(t))$ 分别是线路上 $\mathbf{x}(t)$ 位置的坡度夹角、弯道半径和隧道长度。列车在 $\mathbf{x}(t)$ 位置上所受到的弯道阻力 $\mathbf{F}_c(r(\mathbf{x}(t)))$ 和隧道阻力 $\mathbf{F}_t(l_t(\mathbf{x}(t)))$ 采用经验公式计算^[42]:

$$\mathbf{F}_c(r(\mathbf{x}(t))) = f_c(r(\mathbf{x}(t)))mg = \frac{600}{r(\mathbf{x}(t))}mg \quad (4)$$

$$\mathbf{F}_t(l_t(\mathbf{x}(t))) = f_t(l_t(\mathbf{x}(t)))mg = 0.00013l_t(\mathbf{x}(t))mg \quad (5)$$

其中, $f_c(r(\mathbf{x}(t)))$ 和 $f_t(l_t(\mathbf{x}(t)))$ 为单位质量弯道阻力和隧道阻力。

1.2 列车能耗模型

根据列车实际的工作机理, 从功能关系来构建列车能耗模型。设列车站间运行的总时长为 T , 则列车站间运行的总能耗 E 可由瞬时功率 $P(t)$ 在整个运行时间区间内积分得到^[43]。

$$E = \int_0^T P(t) dt \quad (6)$$

式中瞬时功率 $P(t)$ 为

$$P(t) = \frac{\mathbf{F}(t)}{\eta(v(t))}v(t) \quad (7)$$

其中, $\eta(v(t))$ 为速度 $v(t)$ 对应的电动机输出效率。

在列车运行过程中, 电能经由电动机转化为牵引力驱动列车运行, 由于电机转动阻力以及热效应等因素的影响, 并非所有的电能都转化为了牵引力, 因此需要对电机的功率进行修正。文献[43]利用列车实际测量数据, 得到了 $\eta(v)$ 的多项式, 以仿真真实列车的运行情况, 其形式为

$$\eta(v) = b_0 + b_1v + b_2v^2 + \cdots + b_5v^5 \quad (8)$$

其中, $b_i (i=1, \dots, 5)$ 为多项式的系数。

本文考虑只有当 $P(t) > 0$ 时才计入能量消耗, 当 $P(t) < 0$ 时, 列车处于制动状态, 本文不考虑制动能量的回收。

列车牵引电机将电能转化为牵引力, 电机输出的牵引力除了用于列车牵引, 还要克服运行过程中阻力的影响, 因此, 根据牛顿第二定律, 瞬时牵引力 $\mathbf{F}(t)$ 的计算表达式为

$$\mathbf{F}(t) = \mathbf{a}(t)(1+\gamma)m + \mathbf{R}_b(v(t), t) + \mathbf{R}_l(x(t), t) \quad (9)$$

其中, $\mathbf{a}(t)$ 为列车在 t 时刻的瞬时加速度。

2 车速多目标滚动时域规划

列车在实际运行过程中要达到安全、准点、节能和舒适的目的。具体地说, 即要将列车在一定时间里安全平缓地运行一定距离的能耗降到最低。列车的最优速度轨迹规划问题可以看作是一个时间长度固定、有积分型性能指标、末端状态固定的多目标最优控制问题。本文针对运行快速、装备复杂的非线性列车系统在站间安全运行的最优速度轨迹实时规划问题, 利用 SMB 的方法, 结合预测控制的特性, 提出了一种基于 SMB 的 HST 多目标滚动时域速度轨迹实时规划算法。通过将距离跟踪项、能耗优化项以及舒适度优化项加入到性能指标函数中, 考虑安全速度限制约束, 利用实时交通信息在线求解优化问题, 得到列车最优的速度-时间轨迹序列。

2.1 多目标设计

考虑到列车实际运行情况下, 精准停车除了需要满足列车在预设的运行起始时刻 t_0 出发并在终点时刻 t_f 到达设定终点位置外, 还需要满足在终点时刻 t_f 列车速度 $v(t_f) = 0$ 和加速度 $a(t_f) = 0$ 。

因此, 考虑列车精准停车性能指标函数

$$J_1 = c_1(x^*(t_f) - x_{end})^2 + c_2 v^*(t_f)^2 + c_3 a^*(t_f)^2 \quad (10)$$

其中, x_{end} 为列车在终端时刻 t_f 时需要到达的预设停靠位置, $x^*(t_f)$ 、 $v^*(t_f)$ 和 $a^*(t_f)$ 分别为预测的在 t_f 时列车的位置、速度和加速度。式(10)中第 1、2 和 3 项分别为精准停车位置约束项、终端时刻速度约束项和加速度约束项, c_1 、 c_2 和 c_3 分别为 3 个约束项的权重系数。 $x^*(t_f)$ 的计算方式为

$$x^*(t_f) = x(k) + \sum_{i=k+1}^{k+T_p} v^*(i), \quad k \in [t_0, t_f] \quad (11)$$

其中, $x(k)$ 为 k 时刻的列车位置, T_p 为预测时域, 预测时域的起点为当前时刻 k , 终点为预设的列车运行终端时刻 t_f , $v^*(i)$ 为预测时域内 i 时刻的预测规

划速度。

为了保证列车在整个运行过程中的能效,考虑能耗性能指标函数为

$$J_2 = \sum_{i=k+1}^{k+T_p} P^*(i) \quad (12)$$

其中, $P^*(i)$ 为预测时域内 i 时刻的瞬时功率。

此外,在列车的实际运行过程中,乘客乘坐的舒适性也是不可忽略的因素之一。为了避免列车运行时加速度冲击剧烈引起乘客不适,考虑舒适度性能指标函数为

$$J_3 = \sum_{i=k+1}^{k+T_p} \dot{a}^*(i)^2 \quad (13)$$

其中,积分项为预测时域内 i 时刻的加速度变化率。

因此,设计 HST 多目标速度轨迹优化问题总性能指标函数为

$$J = Q_1 J_1 + Q_2 J_2 + Q_3 J_3 \quad (14)$$

其中 Q_1, Q_2 和 Q_3 分别是精准停车优化项、能耗优化项和舒适性优化项对应性能指标函数的权重系数。通过调整各项系数的大小可以对速度轨迹规划过程的主要性能指标和次要性能指标进行划分。

综上可得系统性能指标函数最终表达式为

$$J = Q_1 [c_1(\mathbf{x}^*(t_f) - \mathbf{x}_{\text{end}})^2 + c_2 v^*(t_f)^2 + c_3 \dot{a}^*(t_f)^2] + Q_2 \sum_{i=k+1}^{k+T_p} P^*(i) + Q_3 \sum_{i=k+1}^{k+T_p} \dot{a}^*(i)^2 \quad (15)$$

2.2 收缩滚动时域速度规划

列车在运行过程中会受到诸多不确定性因素和不可测干扰的影响,为了保证列车能够在预设的停靠时刻完成精准停靠操作且能适应因运输任务调整而在线设定的停靠时间,本文采用一种收缩滚动时域 MPC 最优规划策略,通过代价函数约束系统终端状态,以求得满足准点停车要求的速度轨迹序列。

列车在起始时刻 t_0 出发,需要在终点时刻 t_f 到达终点,整个时间段长度 $T = t_f - t_0$,两站点之间距离为 D 。收缩滚动时域规划策略见图 1。

如图 1 所示,在 t_0 时刻,令预测时域 $T_p(t_0) = T$;在 $t_0 + 1$ 时刻,预测时域 $T_p(t_0 + 1) = T - 1$ 。当在 k 时刻时,预测时域为

$$T_p(k) = T - (k - t_0) \quad (16)$$

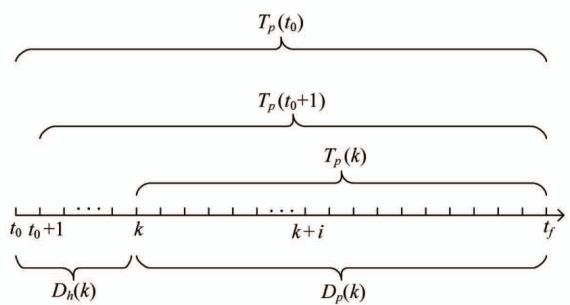


图 1 收缩滚动时域规划策略

此时列车的运行距离为

$$D_h(k) = \mathbf{x}(k) = \sum_{i=t_0}^k \mathbf{v}(i) \quad (17)$$

其中, $\mathbf{v}(i)$ 为历史时刻速度。在预测时域内列车的运行距离为

$$D_p(k) = \sum_{i=k+1}^{k+T_p(k)} \mathbf{v}^*(i) \quad (18)$$

其中, $\mathbf{v}^*(i)$ 为预测时域内的预测规划速度。

为了使列车能够在 t_f 时刻到达终点,需要满足:

$$D_h(k) + D_p(k) = D \quad (19)$$

收缩滚动预测时域的起始点始终为当前时刻 k ,终点点固定为预设的列车到站时刻 t_f ,最优速度规划问题的预测时域随着列车的运行向终点时刻逐渐收缩。

设在 k 时刻预测时域内的规划速度序列为 $\mathbf{V}^*(k) = [\mathbf{v}^*(k+1|k), \mathbf{v}^*(k+2|k), \dots, \mathbf{v}^*(k+T_p(k)|k)]$,位置序列为 $\mathbf{X}^*(k) = [\mathbf{x}^*(k+1|k), \mathbf{x}^*(k+2|k), \dots, \mathbf{x}^*(k+T_p(k)|k)]$,则基于收缩滚动时域的高速列车多目标最优速度规划问题为

$$\min_{\mathbf{v}} J(k) = L(\mathbf{X}^*(k), \mathbf{V}^*(k)) \quad (20)$$

$$\text{s. t. } \mathbf{x}^*(k+i|k) = \mathbf{v}^*(k+i|k)t_s + \mathbf{x}(k+i-1|k) \quad (21)$$

$$\mathbf{a}^*(k+i|k) = [\mathbf{v}^*(k+i|k) - \mathbf{v}(k+i-1|k)]/t_s \quad (22)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{F}^*(k+i|k) &= \mathbf{a}^*(k+i|k)m(1+\gamma) \\ &+ \mathbf{R}_b(\mathbf{v}^*(k+i|k)) \\ &+ \mathbf{R}_t(\mathbf{x}^*(k+i|k)) \end{aligned} \quad (23)$$

$$\mathbf{v}^*(k+i|k) \leq \mathbf{v}_{\text{lim}}(\mathbf{x}^*(k+i|k)) \quad (24)$$

$$\mathbf{F}_{\min} \leq \mathbf{F}^*(k+i|k) \leq \mathbf{F}_{\max}, i = 1, \dots, T_p(k) \quad (25)$$

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{x}(k), \mathbf{v}(k+1) = \mathbf{v}(k) \quad (26)$$

其中,代价函数 $L(\mathbf{X}^*(k), \mathbf{V}^*(k))$ 为优化性能指标函数式(15)。式(21)~(23)为列车纵向动力学模型, t_s 为系统采样时间间隔。式(24)为线路安全速度约束,保证列车在遇到转弯、过桥等情况下能够提前减速,以不高于所在位置安全速度限制 v_{lim} 的速度安全运行,也能够实现列车实时根据调度中心发出的限速指令控制车速。式(25)为列车牵引力约束项,输出牵引力大小受列车物理因素限制。式(26)为速度规划算法在线优化过程中根据实时信息校正列车所在位置和速度。

求解优化问题,其计算复杂度一般与问题的类型、维度和使用的优化算法息息相关。在实际应用中,减小问题维度来降低计算复杂度的方式因其使用方便和极具灵活性而倍受青睐。一般地,构造的优化问题的维度取决于控制变量的数量和不等式约束的数量^[44]。因此,减少控制变量和不等式约束的数量可以有效地减少计算时间。针对收缩滚动时域的 HST 多目标速度轨迹规划算法,可以通过减少控制变量的方式降低其计算复杂度,提高算法的实时性,保证列车运行的安全性、准点性、节能性和舒适性。

2.3 收缩块矩阵设计

通过将相邻几个时刻的控制输入或者控制增量设置为相同值来减少控制变量数量的方式是一种减少最优控制问题中控制变量数量的常见策略,这个策略被称为 MB 策略。由于收缩滚动时域的特性,预测时域的一步步收缩使得 MB 矩阵也要随着列车的运行而逐渐收缩。因此,在本文中针对收缩滚动时域设计了一种 SMB 矩阵在线构建算法。

在最优速度轨迹规划问题式(20)中,可以用一个更低维度的向量 $\mathbf{Z}(k)$ 替代求解的向量 $\mathbf{V}^*(k)$:

$$\mathbf{Z}(k) = [\mathbf{z}(1+k), \dots, \mathbf{z}(Q+k)]^T \in R^Q \quad (Q \leq T_p(k)) \quad (27)$$

$$\mathbf{V}^*(k) = \mathbf{M}_T \cdot \mathbf{Z}(k) \quad (28)$$

其中, Q 为向量 $\mathbf{Z}(k)$ 的长度, \mathbf{M}_T 是一个完全由 0 和 1 构成的矩阵,且矩阵中每行仅包含一个非 0 元素。

由于在速度轨迹规划算法中,只有求得的最优速度序列 $\mathbf{V}^*(k)$ 中的第一个元素 $\mathbf{v}^*(k+1|k)$ 被应

用于列车ATO系统中,因此,序列中除了第一个元素以外的其他元素并没有必要求得每一个元素精确的值,可以构建 SMB 矩阵 \mathbf{M}_T 为

$$\mathbf{M}_T = \begin{bmatrix} \mathbf{1}_{q_1 \times 1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{1}_{q_2 \times 1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{1}_{q_Q \times 1} \end{bmatrix}_{T_p \times Q} \quad (29)$$

其中, $\mathbf{1}_{q_j \times 1}$ 是一个仅包含 1 的 q_j 维列向量, $j = 1, \dots, Q$ 。 q_j 为块的长度,且满足:

$$\sum_{j=1}^Q q_j(k) = T_p(k) \quad (30)$$

如图 2 所示, $\mathbf{v}^*(k+1|k)$ 为优化问题式(20)中的规划速度, $\mathbf{z}^*(k+j|k)$ 为构造的低维的规划速度, $\mathbf{v}^*(k+i|k)$ 为在优化计算过程中预测时域内第 i 时刻作用于系统的规划速度, $\mathbf{V}^*(k) = [\mathbf{v}^*(k+1|k), \mathbf{v}^*(k+2|k), \dots, \mathbf{v}^*(k+T_p(k)|k)]$, 则 $\mathbf{V}^*(k)$ 为

$$\mathbf{V}^*(k) = \mathbf{M}_T \cdot \mathbf{Z}^*(k) \quad (31)$$

从图 2 中可以看出,通过 SMB 矩阵得到的在 k 时刻应用于系统的速度序列 $\mathbf{V}^*(k)$ 可以看作是 $\mathbf{V}^*(k)$ 的分块近似,且随着 Q 的增加, $\mathbf{V}^*(k)$ 会更接近 $\mathbf{V}^*(k)$,此外各个块长度 q_j 的变化也会影响到两者的近似程度。

如图 2 所示,在 t_0 时刻构建 SMB 矩阵时,首先将整个预测时域分为 Q 块,随着列车的运行和预测时域的逐渐收缩, Q 个块的长度逐个依次收缩,当预测时域的长度等于块的个数 Q 时,逐次减少块的个数,即 Q 的值,直至预测时域为 1,算法结束。按照以上说明,SMB 矩阵构建算法步骤总结为算法 1,算法流程图如图 3 所示。

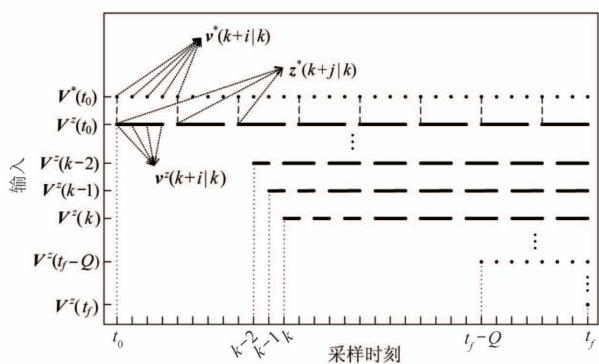


图 2 SMB 策略图示

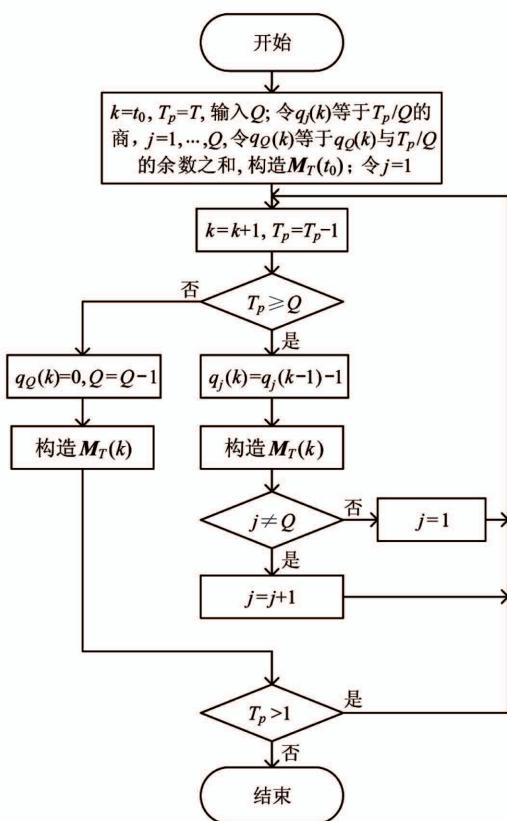


图3 SMB矩阵构建算法流程图

算法1 SMB矩阵构建算法。

步骤1 (初始化)令 $k=t_0, T_p=T$,将整个预测时域均分为 Q 个块,若初始时刻预测时域不能均分,则将均分后多余的时刻添加到第 Q 个块中,得到初始 $q_j(t_0), j=1, \dots, Q$,构造 $M_T(t_0)$;令 $j=1$ 。

步骤2 $k=k+1, T_p=T_p-1$,若 $T_p \geq Q, q_j(k)=q_j(k-1)-1$,构造 $M_T(k)$,转至步骤3;否则,转至步骤4。

步骤3 若 $j \neq Q, j=j+1$,否则, $j=1$,返回至步骤2。

步骤4 $q_0(k)=0, Q=Q-1$,构造 $M_T(k)$,若 $T_p > 1$,跳转至步骤2;否则,算法结束。

假设预测时域 $T_p=6, Q=3$ 时,对算法1生成过程举例如下。

$$\begin{aligned}
 M_T(1) &= \begin{bmatrix} 1_{2 \times 1} & & \\ & 1_{2 \times 1} & \\ & & 1_{2 \times 1} \end{bmatrix}_{6 \times 3} \rightarrow M_T(2) = \\
 &\left[\begin{array}{ccc} 1_{1 \times 1} & & \\ & 1_{2 \times 1} & \\ & & 1_{2 \times 1} \end{array} \right]_{5 \times 3} \rightarrow M_T(3) = \begin{bmatrix} 1_{1 \times 1} & & \\ & 1_{1 \times 1} & \\ & & 1_{2 \times 1} \end{bmatrix}_{4 \times 3}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \rightarrow M_T(4) &= \begin{bmatrix} 1_{1 \times 1} & & \\ & 1_{1 \times 1} & \\ & & 1_{1 \times 1} \end{bmatrix}_{3 \times 3} \\
 \rightarrow M_T(5) &= \begin{bmatrix} 1_{1 \times 1} & & \\ & 1_{1 \times 1} & \\ & & 1_{1 \times 1} \end{bmatrix}_{2 \times 2} \rightarrow M_T(6) = [1_{1 \times 1}]_{1 \times 1}
 \end{aligned}$$

2.4 收缩块滚动时域规划算法设计

将式(31)代入优化问题式(20)得到基于SMB的高速列车多目标速度最优规划问题

$$\min_z J(k) = L(\mathbf{X}^*(k), M_T \cdot \mathbf{Z}^*(k)) \quad (32)$$

$$\text{s. t. } \mathbf{x}^*(k+i|k) = v^z(k+i|k)t_s + \mathbf{x}(k+i-1|k) \quad (33)$$

$$\mathbf{a}^*(k+i|k) = [v^z(k+i|k) - v(k+i-1|k)]/t_s \quad (34)$$

$$\begin{aligned}
 \mathbf{F}^*(k+i|k) &= \mathbf{a}^*(k+i|k)m(1+\gamma) \\
 &+ \mathbf{R}_b(v^z(k+i|k)) \\
 &+ \mathbf{R}_l(\mathbf{x}^*(k+i|k))
 \end{aligned} \quad (35)$$

$$v^z(k+i|k) \leq v_{\lim}(\mathbf{x}^*(k+i|k)) \quad (36)$$

$$F_{\min} \leq F^*(k+i|k) \leq F_{\max}, i = 1, \dots, T_p(k) \quad (37)$$

$$\mathbf{x}(k|k) = \mathbf{x}(k), v^z(k|k) = v(k) \quad (38)$$

其中,在性能指标函数式(32)中, $\mathbf{Z}^*(k)$ 代替了优化问题式(20)中的 $\mathbf{V}^*(k)$,控制变量的维度从 $T_p(k)$ 减少为 Q 。同样,在式(33)~(35)列车纵向动力学模型以及速度限制约束式(38)中,控制变量也进行了变换。

通过在线实时求解多目标优化问题式(32),可以获得一个完整的速度轨迹序列,轨迹序列中的第一个元素作为列车下一时刻的参考速度应用于ATO系统中。在各个时刻重复求解该优化问题,即可实现列车节能准点安全舒适的运行,该过程总结为算法2。基于收缩块的高速列车多目标滚动时域速度规划算法流程图如图4所示。

算法2 收缩块滚动时域速度规划算法

步骤1 (初始化)输入控制器参数(Q_n, c_n, t_0, t_f, D, Q), $n=1,2,3$;令 $k=t_0, j=1$ 。

步骤2 测量 k 时刻列车状态 $\mathbf{x}(k)$,使用算法1构建SMB矩阵 $M_T(k)$,求解优化问题式(32),获得最优序列 $\mathbf{Z}^*(k)$ 。

步骤 3 应用序列 $Z^*(k)$ 的第一个元素 $z^*(k)$

$= z^*(1|k)$ 于列车 ATO 系统。

步骤 4 令 $k = k + 1$, 返回步骤 2。

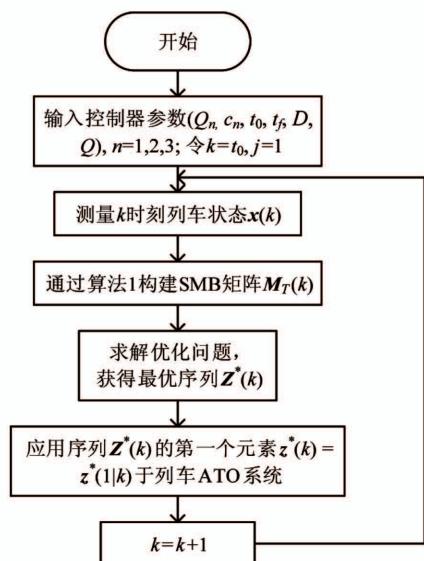


图 4 收缩块滚动时域速度规划算法流程图

3 仿真

为了验证提出算法的有效性,本文在 Matlab 平台上对算法进行了编程仿真。列车模型采用 CRH-3 型高速铁路列车,列车实际参数见表 1,重力加速度 g 取 9.8 m/s^2 ^[45]。仿真运行路线使用 G7344 次列车从杭州东站到嘉兴南站路段,全长 75.403 km,运行时间为 25 min,系统采样时间为 10 s,运行线路地形图如图 5 所示,线路坡度剖面和安全限速限制(safe speed limit, SSL)如图 6 所示,线路上的弯道和隧道情况在仿真中不作考虑。

表 1 列车参数

参数	值
m/t	536
F_{\max}/kN	300
F_{\min}/kN	-300
$c_0/\text{N/t}$	7.75
$c_v/\text{N} \cdot \text{s/m} \cdot \text{t}$	0.062367
$c_a/\text{N} \cdot \text{s}^2/\text{m}^2 \cdot \text{t}$	0.00113
γ	0.08
η	0.947



图 5 运行路线地形图

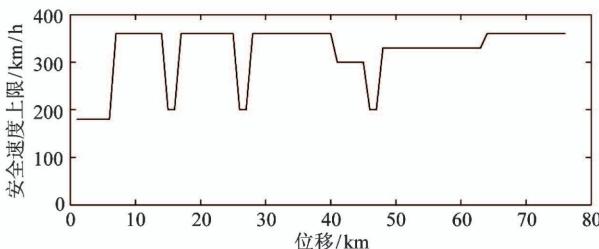
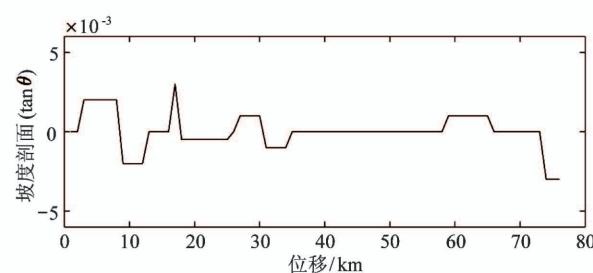


图 6 道路坡度剖面和安全速度限制

仿真首先针对 HST 节能准点最优速度轨迹规划算法中有无采用 SMB 策略的情况进行讨论,将基于 SMB 策略的滚动时域速度规划与不采用 SMB 策略(no blocking, NB)的收缩滚动时域速度规划算法进行对比;然后,针对 SMB 策略中关键参数 Q 的不同取值对优化算法的影响情况进行讨论,对基于 SMB 的滚动时域速度轨迹规划算法设置不同 Q 值进行对比。

3.1 SMB 与 NB 对比

首先,仿真对比了列车速度规划中采用基于 SMB 的滚动时域速度规划算法与不使用 SMB 的收缩滚动时域速度规划算法。在对比仿真中,性能指标函数式(13)中的权重系数设定为 $(c_1, c_2, c_3) = (50, 3000, 100)$, $(Q_1, Q_2, Q_3) = (1, 1 \times 10^{-11}, 1 \times 10^8)$ 。如图 7 所示,图中点划线和实线分别为不

采用 SMB 的收缩滚动时域速度规划算法和采用 SMB 的滚动时域规划算法的规划轨迹。从图 7 列车位移轨迹曲线中可以看出, SMB 算法和 NB 算法都能在预设的时间里完成全部的路程并停止在指定位置上。从图 7 列车速度轨迹曲线中可以看出, 在两种算法下, 列车都能够在满足 SSL 约束的前提下在预设的时刻完成制动停车, 且 SMB 策略下的速度轨迹相对更加平缓。速度图中虚线和点线分别为列车运行过程中采用基于 SMB 策略和 NB 策略的速度规划算法下实时的 SSL 曲线。从图 7 列车加速度轨迹曲线中可以看出, 在 SMB 策略下列车的加速度波动更小, 即加速度冲击更小, 乘客乘坐更舒适, 其中虚线和点线分别为列车的最大正向加速度和反向加速度。

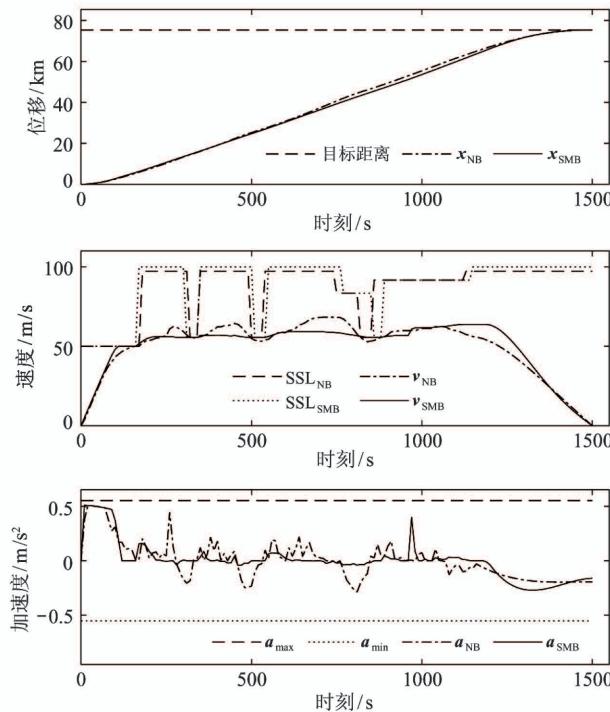


图 7 SMB 与 NB 情况下轨迹对比

图 8 为仿真运行中列车的牵引力曲线和瞬时功率曲线。牵引力图中点划线和实线分别为 NB 策略和基于 SMB 策略的速度规划算法下的牵引力曲线。从图 8 牵引力轨迹曲线中可以看出, 基于 SMB 策略的轨迹规划算法和 NB 策略的速度轨迹规划算法都满足列车牵引力的限制, 且在基于 SMB 的速度轨迹规划算法下, 列车牵引力曲线更加平缓, 代表了更低

的能耗, 其中虚线和点线分别为列车能输出的最大牵引力和制动力。从图 8 的功率轨迹曲线中也可以看出, 在基于 SMB 的轨迹规划算法下, 列车的输出功率相对较低, 运行更节能。

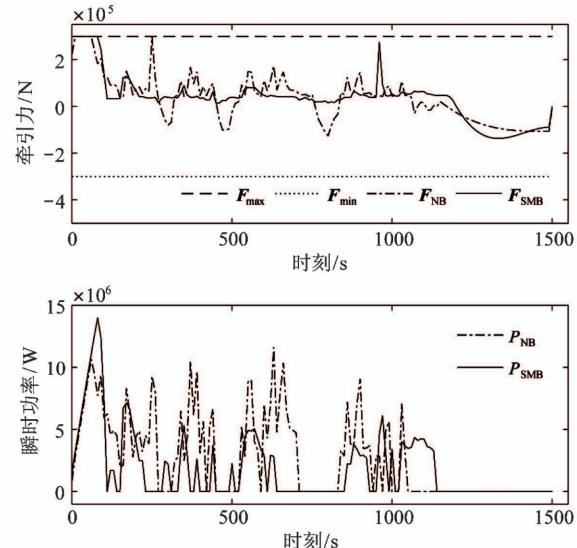


图 8 SMB 与 NB 情况下瞬时牵引力与瞬时功率对比

图 9 为 2 种速度轨迹规划算法在仿真运行过程中的单步计算时间曲线, 列车仿真运行时间为 1500 s, 设置采样时刻为 10 s。从图 9 中可以看出, 基于 SMB 的轨迹规划算法的单步计算时间与不采用 SMB 的滚动时域速度规划算法相比, 可以节约时间约 75%。

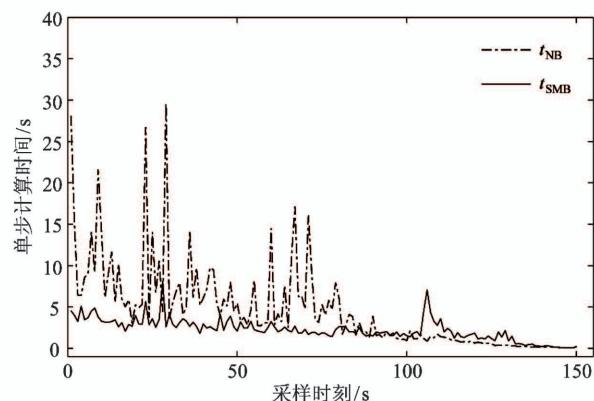


图 9 SMB 与 NB 情况下单步计算时间对比

3.2 初始不同块对 B1 与 B2 的影响

在基于 SMB 的列车滚动时域速度轨迹规划算法中, 块的个数 Q 决定了优化问题中控制变量的维

度,直接影响到了算法在列车上运行时的计算负担。因此,在这里对比了 Q 的不同取值对基于 SMB 的速度轨迹规划算法的影响。显然,当 Q 的取值过小时,优化问题的控制变量维度过小,不能找到满足约束的可行解。当 Q 的取值过大时,由于在优化问题求解中实时构建 SMB 矩阵以及 SMB 矩阵转换控制变量都在一定程度上增加了优化问题的求解步骤,所以当 Q 增大到一定程度时,反而增加了计算负担。基于此,在本文仿真中, Q 的取值范围为 15~45。

图 10 为不同 Q 取值下列车位移轨迹和仿真总运行时间。图 10 位移轨迹图中的多条方框标记曲线分别为 $Q = 15, 20, \dots, 45$ 情况下基于 SMB 策略的速度规划算法的仿真结果和 NB 策略的速度规划算法的仿真结果,图中三角形标记线为设定的总运行距离。从图 10 中的列车位移轨迹曲线可以看出,当 Q 取值为 15~45 时,基于 SMB 的速度轨迹规划算法均能够得到满足准点到站要求的速度曲线。从图 10 总运行时间曲线中可以看到,随着 Q 的增加,基于 SMB 策略的高速列车最优速度轨迹规划算法的总运行时间逐步增加,相较于基于 NB 策略的速度轨迹规划算法,当 $Q < 40$ 时,前者的总运行时间均低于后者。

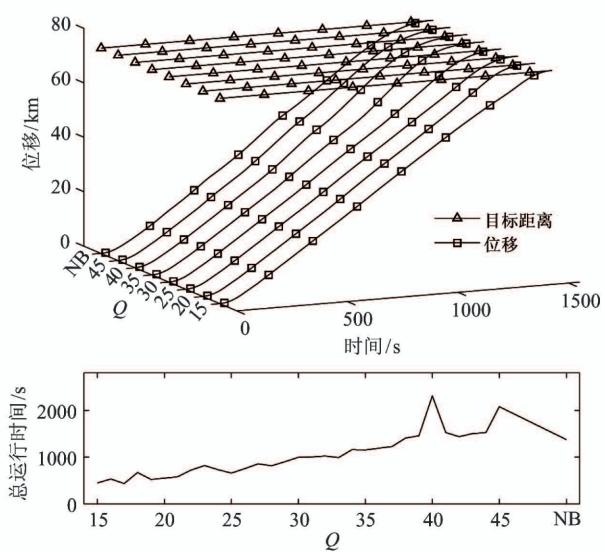


图 10 列车移动轨迹和总运行时间

图 11 为基于 SMB 策略的速度轨迹规划算法在不同 Q 值下和基于 NB 策略的收缩滚动时域速度规
— 624 —

划算法仿真得到的速度轨迹和平均加速度冲击对比曲线,图中三角形标记线为各速度曲线对应的与实时位置相关的 SSL 曲线。从图 11 速度轨迹中可以看出,当 $Q = 15, 20, \dots, 45$ 时,基于 SMB 的速度规划算法能够在满足 SSL 约束的前提下完成精准停车的要求。而且,在 Q 取值较小的情况下,最优轨迹优化问题中的控制变量较少,即规划速度的自由度更低,从而在一定程度上使得列车运行过程中的加速度冲击更小。

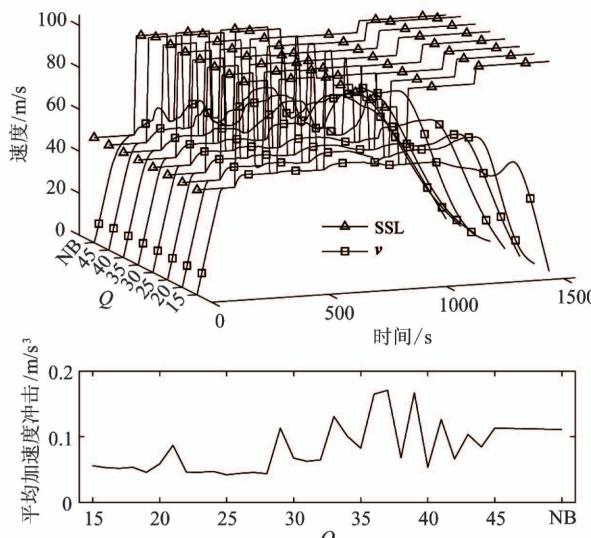


图 11 列车速度轨迹和平均加速度冲击

图 12 为基于 SMB 的速度轨迹规划算法在不同 Q 值下和 NB 策略的收缩滚动时域速度轨迹规划算

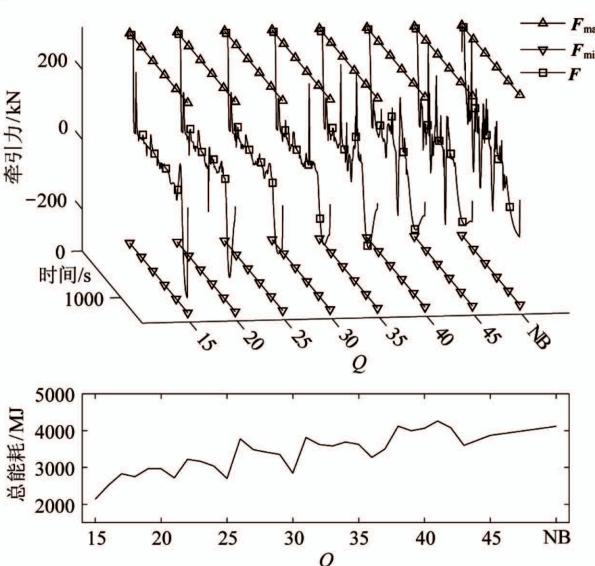


图 12 列车牵引力轨迹和总能耗

法仿真得到的列车牵引力曲线和列车运行总能耗对比曲线,图中上三角形标记线为列车的最大牵引力,下三角形标记线为列车的最大制动力,方框标记线为列车的牵引力曲线。从图 12 中牵引力曲线可以看出,随着 Q 值的增加,牵引力大小波动更加剧烈,其波动幅度也明显增大。从图 12 中能耗曲线可以看出,基于 SMB 的 HST 滚动时域速度轨迹规划算法几乎均优于不采用 SMB 的收缩滚动时域最优速度轨迹规划算法。

4 结 论

本文针对 HST 节能、准点、安全、舒适的运行轨迹规划问题提出了一种新的基于 SMB 的滚动时域速度轨迹规划算法,来弥补现有列车控制方法在节能准点方面的缺陷。基于 SMB 的滚动时域速度规划算法通过实时求解一系列的最优问题来获得最优的速度-时间轨迹序列,以确保 HST 能够在安全的基础上实现节能、准点和舒适运行的目的。由于固定终端点收缩滚动预测时域的特性,所提出的算法可以避免一些因在列车运行过程中被忽略掉的不确定因素或不可测干扰的影响所导致的列车晚点。此外,由于 SMB 策略的应用,所提出的算法可以提高列车在运行过程中速度轨迹规划的实时性,提高列车运行的安全性和准点性。本文最后,通过设计对比实验验证了本文算法的有效性。

参考文献

- [1] Hu H, Shao Y, Tang L, et al. Overview of harmonic and resonance in railway electrification systems [J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2018, 54 (5): 5227-5245
- [2] 国家铁路局. 中华人民共和国铁路局 2018 年铁道统计公报 [R]. 北京: 国家铁路局, 2019 (17): 1-6
- [3] Wang K, Hu H T, Chen J Y, et al. System-level dynamic energy consumption evaluation for high-speed railway [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2019, 5 (3): 745-757
- [4] Liu H J, Zhou M C, Guo X W, et al. Timetable optimization for regenerative energy utilization in subway sys-
- tems [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 20 (9): 3247-3257
- [5] Dong H R, Ning B, Cai B G, et al. Automatic train control system development and simulation for high-speed railways [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 2010, 10 (2): 6-18
- [6] 付雅婷. 高速动车组 ANFIS 建模与速度跟踪控制方法研究 [D]. 南昌: 华东交通大学电气与电子工程学院, 2014: 1-30
- [7] 季学胜, 刘大为. 高速铁路列控系统发展趋势分析和研究 [C] // 第七届世界高速铁路大会论文集 (上册), 北京, 中国, 2010: 189-194
- [8] Wang Y H, Ning B, Cao F, et al. A survey on optimal trajectory planning for train operations [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Service Operations, Logistics and Informatics, Beijing, China, 2011: 589-594
- [9] Ichikawa K. Application of optimization theory for bounded state variable problems to the operation of a train [J]. *Bulletin of Japanese Society of Mechanical Engineering*, 1968, 2 (47): 857-865
- [10] Strobel H, Horn P, Kosemund M, et al. A contribution to optimum computer-aided control of train operation [C] // The 2nd IFAC/IFIP/IFORS Symposium on Traffic Control and Transportation Systems, Monte Carlo, Monaco, 1974: 377-387
- [11] Milroy I P. Aspects of Automatic Train Control [D]. Loughborough: Loughborough University, 1980: 26-38
- [12] Howlett P G. An optimal strategy for the control of a train [J]. *The ANZIAM Journal*, 1990, 31 (4): 454-471
- [13] Liu R R, Golovitcher I M. Energy-efficient operation of rail vehicles [J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2003, 37 (10): 917-932
- [14] Vu X. Analysis of necessary conditions for the optimal control of a train [D]. Adelaide: University of South Australia, 2006: 18-42
- [15] Howlett P G, Pudney P J, Vu X, et al. Local energy minimization in optimal train control [J]. *Automatica*, 2009, 45 (11): 2692-2698
- [16] Albrecht A R, Howlett P G, Pudney P J, et al. Energy-efficient train control: from local convexity to global optimization and uniqueness [J]. *Automatica*, 2013, 49 (10): 3072-3078
- [17] Chang C, Sim S. Optimising train movements through

- coast control using genetic algorithms [J]. *IEE Proceedings-Electric Power Applications*, 1997, 144(1) : 65-73
- [18] Han S H, Byen Y S, Baek J H, et al. An optimal automatic train operation (ATO) control using genetic algorithms (GA) [C] // Proceedings of the IEEE Region 10 Conference, Cheju, Korea, 1999: 360-362
- [19] Bocharnikov Y, Tobias A, Roberts C, et al. Optimal driving strategy for traction energy saving on dc suburban railways [J]. *IET Electric Power Applications*, 2007, 1 (5) : 675-682
- [20] Acikbas S, Soylemez M. Coasting point optimization for mass rail transit lines using artifical neural networks and genetic algorithms [J]. *IET Electric Power Applications*, 2008, 2(3) : 172-182
- [21] Lechelle S, Mouneimne Z. Optidrive: a practical approach for the calculation of energy-optimised operating speed profiles [C] // IET Conference on Railway Traction Systems, Birmingham, UK, 2010:1-8
- [22] Lu S, Hillmansen S, Ho T K, et al. Single-train trajectory optimization [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2013, 14 (2) : 743-750
- [23] Chevrier R, Pellegrini P, Rodriguez J. Energy saving in railway timetabling: a bi-objective evolutionary approach for computing alternative running times [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2013, 37 : 20-41
- [24] Sicre C, Cucala A P, Fern'andez-Cardador A. Real time regulation of efficient driving of high speed trains based on a genetic algorithm and a fuzzy model of manual driving [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2014, 29 : 79-92
- [25] Zhao N, Roberts C, Hillmansen S, et al. A multiple train trajectory optimization to minimize energy consumption and delay [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, 16(5) : 1-10
- [26] Cai B G, Zhao S, Wei S G. Train trajectory optimization with dynamic headway [C] // Proceedings of the 36th Chinese Control Conference (CCC), Dalian, China, 2017: 9920-9925
- [27] He Z Y, Yang Z J, Lv J Y. Trajectory optimization for high-speed train operation [C] // Proceedings of the 37th Chinese Control Conference, Wuhan, China, 2018: 2065-2070
- [28] Scheepmaker G M, Goverde R M P, Kroon L G. Review of energy-efficient train control and timetabling [J]. *European Journal of Operational Research*, 2017, 257 (2) : 355-376
- [29] Betts J T. Practical methods for optimal control and estimation using nonlinear programming [M]. 2nd Edition, Philadelphia: SIAM, 2010:137-165
- [30] Wang Y, Ning B, Cao F, et al. A survey on optimal trajectory planning for train operations [J]. IEEE International Conference on Service Operations, Logistics, and Informatics (SOLI), Beijing, China, 2011: 589-594
- [31] Wang Y, Schutter B D, Ning B. Optimal trajectory planning for trains—a pseudospectral method and a mixed integer programming approach [J]. *Transportation Research Part C*, 2013, 29 : 97-114
- [32] Wang P L, Goverde R M P, Ma L, A multiple-phase train trajectory optimization method under real-time rail traffic management [C] // Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), Las Palmas, Spain, 2015: 771-776
- [33] Zhou Y H, Yang X, Mi C. Model predictive control for high-speed train with automatic trajectory configuration and tractive force optimization [J]. *Computer Modeling in Engineering and Sciences*, 2013, 90(6) : 415-437
- [34] Yan X H, Cai B G, Ning B, et al. Moving horizon optimization of dynamic trajectory planning for high-speed train operation [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 17 : 1258-1270
- [35] Yan X, Cai B, Ning B, et al. Online distributed cooperative model predictive control of energy-saving trajectory planning for multiple high-speed train movements [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2016, 69 : 60-78
- [36] Yang Y, Xu Z, Liu W, et al. Optimal operation of high-speed train using hybrid model predictive control [J]. *Journal of Advanced Transportation*, 2018, 2018(PT.2) : 487-502
- [37] 席裕庚. 预测控制 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2013 : 68-143
- [38] Wang Y, Boyd S. Fast model predictive control using online optimization [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2010, 18(2) : 267-278
- [39] Zheng A. A computationally efficient nonlinear MPC algo-

- rithm[C] // Proceedings of the 1997 American Control Conference, Albuquerque, USA, 1997: 1623-1627
- [40] Gu Q, Tang T, Cao F, et al. Energy-efficient train operation in urban rail transit using real-time traffic information[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2014, 15(3): 1216-1233
- [41] 宋雷鸣, 吴鑫, 杨中平. 动车组传动与控制[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2009: 34-37
- [42] 路小娟, 董海鹰, 姜香菊, 等. 动车组控制技术[M]. 成都: 西南交通大学出版社, 2011: 152-156
- [43] 汪仁智, 李德伟, 席裕庚. 采用预测控制的地铁节能优化控制算法[J]. 控制理论与应用, 2017, 34(9): 1129-1135
- [44] Li S B, Jia Z Z, Li K Q, et al. Fast online computation of a model predictive controller and its application to fuel economy-oriented adaptive cruise control [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, 16(3): 1199-1209
- [45] 杨建伟, 姚德臣, 张军, 等. 城市轨道交通车辆牵引与制动[M]. 北京: 清华大学出版社, 2019: 122-125

Shrink blocking based multi-objective receding horizon speed planning of high-speed train

He Defeng, Zhou Long, Yu Shiming

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

Abstract

With the development of rail transportation industry, the optimal speed trajectory planning of trains is playing a significant role in the enhancement of energy efficiency, environmental protection and passengers' traveling quality. The optimization of a high-speed train's speed trajectory to ensure the efficiency, safety, punctuality and comfort belongs to a multi-objective optimization problem. To solve this problem, a new optimal trajectory planning method for high-speed trains is proposed based on real-time traffic information, which is named as shrink blocking-based multi-objective receding horizon speed planning algorithm of high-speed train. The nonlinear longitudinal dynamics of high-speed trains are used to predict the future behaviors of the train and describe variable slopes and variable speed limitations based on real-time traffic information. According to the real-time position and running time of the train, a shrink blocking based receding horizon optimal trajectory planning method with a multi-objective performance function is designed. The optimal velocity-time graph of the high-speed train can be obtained by online solving a series of optimal trajectory planning problems. Simulation results demonstrate that the proposed method can satisfy the requirements of energy efficiency, punctuality, safety and comfort of the high-speed train.

Key words: high speed train, model predictive control (MPC), shrink blocking, speed planning