

## 研究与开发

文章编号: 1007-1423(2022)15-0001-09

DOI: 10.3969/j.issn.1007-1423.2022.15.001

# 数据驱动的重载列车多目标速度曲线规划算法研究

姜森浩, 孙鹏飞, 金 波, 张佳辉

(西南交通大学电气工程学院, 成都 611756)

**摘要:** 重载铁路是世界货运铁路的重要发展方向, 由于其带来的巨大经济效益和较优的技术经济比而倍受重视。为实现重载列车的节能、正时和平稳驾驶, 本文以数据驱动的方式实现了重载列车多目标速度曲线规划。首先, 基于动力学和线路环境条件建立了二次规划优化模型; 然后, 为分析权重对各性能指标的量化影响, 以乘法线性回归、多元非线性回归和支持向量回归方式构建了性能指标的回归模型; 最后, 采用一种融合回归模型的神经网络速度曲线规划模型。以虚拟和实际线路进行仿真, 结果表明神经网络规划模型可高效掌握二次规划模型的优化策略, 能够降低列车能耗、促进正时、加强平稳运行, 且在突发故障下更具备灵活性。

**关键词:** 多目标速度曲线规划; 数据驱动; 二次规划; 回归模型; 神经网络模型

**基金项目:** 国家自然科学基金青年基金(62003283); 基于时空多尺度迭代学习的重载列车运行控制方法研究

## 0 引言

国家铁路局印发的“十四五”铁路科技创新规划指出, 我国需进一步强化先进载运装备技术研发, 推动重载列车成熟运用, 实现大宗货物重载化、快捷货运高速化<sup>[1]</sup>。重载列车编组长、行车密度高、牵引质量大, 且货运线路具备跨越路程长, 山区多的线路特征, 起伏的坡道上会形成复杂的线-车耦合关系, 增加了司机人工驾驶的操纵难度与风险<sup>[2]</sup>。列车辅助驾驶技术(drive advisory system, DAS)会帮助指导司机行车, 实现安全、节能、正时和平稳的运行, 辅助驾驶的核心技术之一即是列车的速度曲线规划。二次规划模型是通过重载列车模型分析的一种代表性的速度曲线规划方法, 其优点是解算速度快, 求解质量高<sup>[3]</sup>, 但二次最高项的限制使得模型难以进一步精细化。二次规划的目标函数是一个基于节能、正时和平稳的线性加权函数, 权重的不合理分配会导致列车中途停车, 达不到多目标优化的目的<sup>[4]</sup>。文献[5]提出了一种动态分配的权重分配算法, 但这种方法适用于线路环境平缓的高铁或路程站间距短小的地铁, 对于重载列车这类复杂模型的多目

标优化, 却缺乏相应的权重对多目标量化影响的具体研究。

数据驱动方法从整体上可分为两种, 一种是基于数理统计, 如回归、拟合模型、贝叶斯模型等; 第二种则基于机器学习, 如神经网络、支持向量机<sup>[6]</sup>等。数据驱动更关注于输入输出的关系, 中间的建模过程趋于统一, 如神经网络结构、多元线性回归等模型内部结构和参数设计一致, 但可解决不同领域的问题<sup>[7]</sup>。列车速度曲线建模的复杂度随考量车辆因素的增多而升高, 因此数据驱动方式在速度曲线规划领域有较多的应用。文献[8]以神经网络进行速度曲线建模, 但模型缺乏灵活性, 仅适用于单车特例。文献[9]搭建了以降低车钩力和能耗的Q学习网络(DSQ-network), 实现了稳定的收敛速度。为了在多重干扰影响下依旧保持动车组的舒适性和节能优化, 文献[10]提出了一种将专家系统和强化学习融合的规划列车运行方法。既有研究已经证实机器学习方式能解决列车速度曲线规划问题, 但面对高复杂度的重载铁路, 数据驱动方式依然有优秀样本不足、学习特征不明显的弱点<sup>[11]</sup>。因此以成熟的二次规划模型训练数据驱动模型成为一种有效的解决方案。

综上,本文旨在以数据驱动的方式解决速度曲线规划问题。首先建立基于二次规划的重载列车速度曲线多目标优化模型,同时提出与多目标优化相匹配的权重回归解算方法,从提高解算效率和稳定性出发,以神经网络的方式对速度曲线进行优化,以达到重载列车节能、正时、平稳运行的目的。

## 1 重载列车速度曲线规划模型

### 1.1 重载列车动力学模型

列车运动模型在运行过程中受到牵引力、制动力、基本运行阻力和附加线路阻力的影响。制动力包括气动制动和电制动。为了区分制动模式,这些独立的制动力被单独考虑。列车的动力学模型可用下式来描述。

$$\frac{dv}{ds} = \frac{F_t(s) - F_d(s) - F_m(s) - R(s, v)}{(1 + \gamma)Mv}$$

其中  $v, s, t$  是列车的速度、公里标位置和运行时间。 $M$  是列车总质量,  $\gamma$  是旋转质量系数。 $F_t(s)$  为列车牵引力,  $F_d(s)$  为列车电制动力,  $F_m(s)$  为列车空气制动力, 这些力可视为由  $s$  确定的函数。 $R(s, v)$  是由列车速度和列车位置共同决定的列车运行阻力, 其中  $s$  变量的考量基于运行中一直固定作用的坡道、曲线等附加阻力,  $v$  变量是以基本阻力为主, 由与速度项一次相关的机械阻力和与速度项二次相关的空气阻力构成。在本文中  $R(s, v)$  列车运行阻力由基本运行阻力  $R_0$ , 曲线附加阻力  $R_r$  和坡道附加阻力  $R_g$  组成, 见下式。

$$R = R_0 + R_r + R_g$$

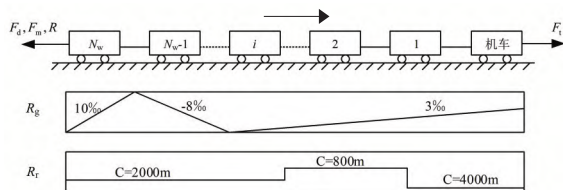


图1 重载列车动力学模型示意图

重载列车动力学模型示意图如图1所示。重载列车多采用大功率交流异步电机作为传动动力, 因此其受到启动电机最大电流、电机最大功率和最深磁场削弱等限制<sup>[12]</sup>。电机的转矩通过传动装置最终传至机车轮对, 因此列车的牵

引特性也受到动轮和钢轨的粘着特性影响。机车设计有构造速度的相关限制, 这取决于机车中各个部件的最高限速, 如以齿轮箱和电机匹配的最高转速等因素。由于交流电机的可逆性, 电制动力也符合机车电牵引力的相关特性的规律。列车牵引特性曲线如图2所示。

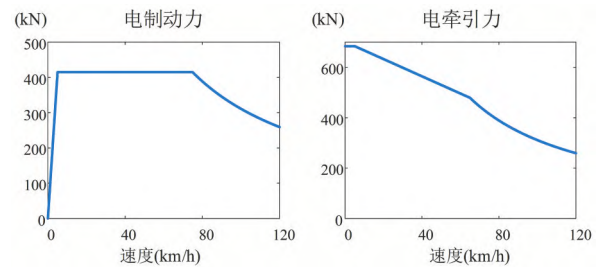


图2 列车牵引特性曲线

综上所述,重载电力列车的牵引特性表现出明显的随速度非线性变化的特征。

$$0 \leq F_t(v) \leq F_{t\max}(v)$$

$$0 \leq F_d(v) \leq F_{d\max}(v)$$

### 1.2 标准化二次规划速度曲线模型

可以看出,列车的动力学模型是由连续的、非线性化的微分方程组成, 其多目标函数存在微分和倒数形式。复杂形式的方程不利于问题求解和工程应用, 因此需要对初始模型进行离散化和近似化处理。本文以运行里程作为自变量对各变量进行离散化, 离散步长设置为  $\Delta s$ , 根据运营里程将变量分为  $N$  段。鉴于后文中速度变量作为一次项无法实现原问题的线性化, 因此动能  $E$  作为速度  $v$  的替代变量。列车速度曲线模型示意图如图3所示。

$$s = [s_1, s_2, \dots, s_N]$$

$$E = [E_1, E_2, \dots, E_N]$$

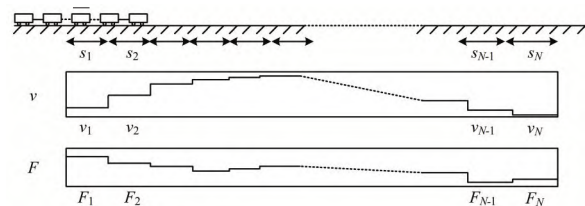


图3 货运列车速度曲线模型示意图

同理, 控制变量牵引力、电制动力和空气制

动力可以按照离散步长叠加成一个( $N \times 1$ )矩阵。

基于重载列车节能、正时和平稳的优化目标,列车运行的多目标优化函数可描述如下:

$$J = w_1 \sum (F_{t,k} \Delta s) + w_2 \sum (E_k - E_{des,k})^2 + w_3 \sum (F_{t,k} - F_{t,k-1})^2$$

其中 $w_1$ 、 $w_2$ 和 $w_3$ 分别为列车能耗、正时性、平稳性对应的非负权重值。

本文采用二次规划(quadratic programming, QP)方式对上式进行数值计算,标准二次规划如下式。

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} x^T H x + f^T x \\ \text{s.t.} & \begin{cases} A x = b \\ C x \leq d \end{cases} \end{aligned}$$

事实上,司机正常行驶都可从起始点到终点形成连续的速度曲线,这些速度曲线对应的解虽然均是非优于QP模型的最优解,但都符合约束条件,因此该算法具有较高的稳定性,可较好地用于工程实践。

## 2 规划算法设计

### 2.1 速度曲线多目标的回归模型

为进一步探究实际线路中 $w_1$ 、 $w_2$ 、 $w_3$ 权重对各目标量的具体影响,本节基于权重建立了速度曲线多目标的回归模型。首先,设置权重值的意义在于优化问题中平衡多个目标量的标量数值。例如权重集合[6,1,2]和权重集合[3,0.5,1]得出的轨迹曲线是完全相同的。重载列车速度曲线需优化三个性能指标,但本质上仅有两个自由度,所以研究权重更有意义。本文采纳的方式是以 $w_3$ 为基准,为了避免变量冗余,

$w_3$ 设置为固定值1, $w_1$ 、 $w_2$ 即可视为完全独立的权重变量。QP模型建立后,可将正时运行时间、能耗和列车平稳性看作 $w_1$ 和 $w_2$ 的函数。 $J_1$ 、 $J_2$ 、 $J_3$ 分别对应运行能耗 $E_c$ ,运行时间 $T$ ,牵引力变化量 $\Delta F$ ,三者的统计分布如图4所示。

$$\min J(w_1, w_2) = \min J(w_1 J_1 + w_2 J_2 + 1 \cdot J_3) \text{ via QP} \\ (w_1, w_2) \rightarrow (E_c, T, \Delta F)$$

图4表示了独立权重因子 $w_1$ 、 $w_2$ 为变量时,对各指标的影响分布图。从图4a和图4b中可以明显看出,节能和正时是一对矛盾的变量,其性能指标随能耗权重 $w_1$ 和正时权重 $w_2$ 单调变化,这也验证了已有的列车速度曲线优化理论相关结论。从能耗指标来看,其指标分布基本处于线性分布。而列车正时性则完全不具备类似能耗的线性分布趋势,因为时间的计算具备明显的非线性因素,呈现“两头宽,中间紧”的分布态势。当 $w_1$ 、 $w_2$ 的其中之一处于较高数量值时,另一权重因子在很大的区间范围内调整但运行时间变化不大。根据实际经验比对,人为倾向的曲线一般位于“中间紧”的区段,即速度时间变化较大的区间,因为这段区间不易出现停车的问题,且速度对线路有较好的适应性。平稳性权重在上文中设置为1,在 $w_1$ 、 $w_2$ 坐标系下,平稳性指标本质是处于分母上,在很大程度上受到坡道数据的影响,因此充满了不规律性。当 $w_2$ 权重逐渐提高时,主要呈现出越接近原点平稳性指标越好的特征,这也印证了平稳性指标本质位于分母的设计。整体来讲,权重对平稳性指标的影响呈现的规律具有不确定性因素。

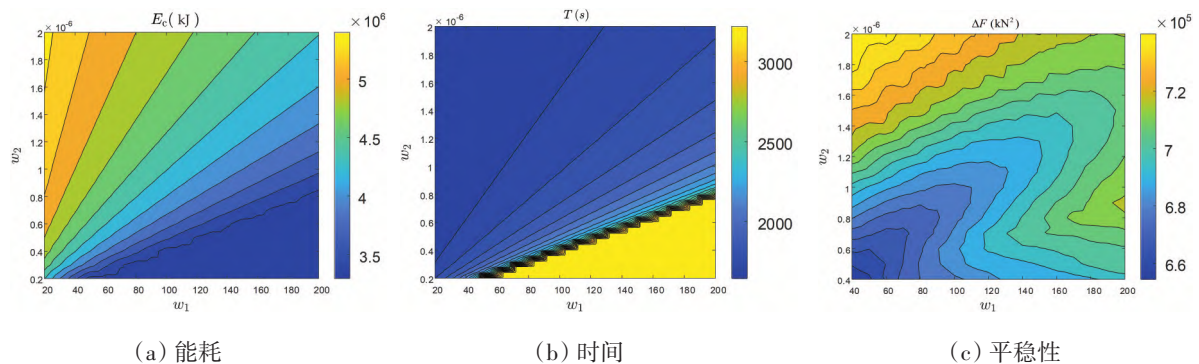


图4 统计分布



以上我们总结了权重对各指标的影响分布的相关规律,这些规律是我们通过权重策略因子调整行车方法的重要基础和依托,是回归模型搭建的理论依据,对替代人工手动调试参数具有重要意义。

### 2.1.1 能耗-乘法线性回归模型

$$\begin{cases} y_1 = \beta_0 \cdot \beta_1 w_{11} \cdot \beta_2 w_{21} + \varepsilon \\ y_2 = \beta_0 \cdot \beta_1 w_{12} \cdot \beta_2 w_{22} + \varepsilon \\ \dots \\ y_m = \beta_0 \cdot \beta_1 w_{1m} \cdot \beta_2 w_{2m} + \varepsilon \end{cases}$$

其中 $m$ 为样本点的个数, $\varepsilon$ 为误差项,且满足 $E(\varepsilon)=0$ , $D(\varepsilon)=\sigma^2$ 。两侧进行对数运算,可得到对能耗的回归模型。

$$\hat{y} = \exp(\alpha_0 + \alpha_1 \ln w_1 + \alpha_2 \ln w_2)$$

### 2.1.2 正时-多元非线性回归模型

多元非线性回归本质上可等效成一般的线性回归方式,能耗模型本质上也是多元非线性回归的一种特例。如下式, $f$ 是基于自变量权重 $w$ 的函数。理论上,采纳的回归函数 $f$ 数量、形式越多,其预测结果越精准,但在样本边缘的采样点会出现异常的震荡偏差。因此一般采用方差膨胀因子来评估回归方程式的共线性程度。

$$\begin{cases} y_1 = \beta_0 + \beta_1 f_2(w_{11}) + \beta_2 f_2(w_{21}) + \dots + \varepsilon \\ y_2 = \beta_0 + \beta_1 f_2(w_{12}) + \beta_2 f_2(w_{22}) + \dots + \varepsilon \\ \dots \\ y_m = \beta_0 + \beta_1 f_2(w_{1m}) + \beta_2 f_2(w_{2m}) + \dots + \varepsilon \end{cases}$$

根据理想坡道的理论推导可知,运行时间的倒数平方和权重因子的比例形式成正比,因此回归方程式采纳如下形式。

$$\frac{1}{t^2} = \hat{y} = \alpha_0 + \alpha_1 w_1 + \alpha_2 w_2 + \alpha_3 \frac{w_1}{w_2}$$

经实验统计,采用上式的方差膨胀因子为6.87,符合低于10的统计标准。而如采用一般多项式的方式,一般非线性函数达到4个就会不再满足共线性标准,且复相关系数 $R^2$ 远低于上式。

### 2.1.3 平稳-支持向量回归模型

支持向量回归(support vector regression, SVR)是一种基于支持向量机(support vector machine,

SVM)的回归算法,它基于统计学习中结构风险最小化原则,将经验风险和置信区间最小化,这种机器学习模型善于处理具有非线性特征的小样本数据。对于低维样本空间内无法线性处理的问题,通过核函数将样本数据特征映射到高维空间,并在高维空间内建立最大间隔分类(回归)超平面。同时引入了不敏感带,以对边界数据进行校正,见图5。

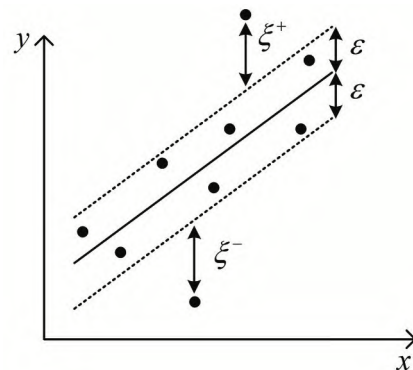


图5 线性回归函数的不敏感带

优化问题可转化为:

$$\begin{aligned} & \min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + P \sum (\xi_i^+ + \xi_i^-) \\ & \text{s.t.} \begin{cases} y_i - (\omega \varphi(x_i) + b) \leq \varepsilon + \xi_i^+ \\ (\omega \varphi(x_i) + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^- \\ \xi_i^+, \xi_i^- \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

$P$ 为惩罚系数,本质上是模型对误差的惩罚度,起正则化的作用。 $P$ 如果不断增大,会使得处于敏感带上的样本点减少,同时支持向量也会较多,模型会更为复杂, $\omega$ 的范数又会限制模型的复杂度,防止过拟合现象的发生。

非线性特征映射 $\varphi$ 与核函数 $\kappa$ 相对应,它以隐式方式定义了一个从低维到高维的特征映射,并同时具备内积相同,即 $\kappa(x_1, x_2) = \varphi(x_1) \varphi(x_2)$ 的重要性质,因此可以不用无穷维特征空间的内积。常用的核函数可以由线性、多项式核函数、Laplacian函数、径向基函数(Gaussian核函数)和sigmoid函数等构成。最终能耗、正时和平稳度基于数理统计的回归结果见表1。

表 1 回归模型结果对比

能耗	正时	平稳
乘法线性回归	多元非线性回归	支持向量回归
$\alpha_1=-0.627,$ $\alpha_2=0.729$	$\alpha_1=0.229,$ $\alpha_2=-0.172,$ $\alpha_3=-1.222$	径向基函数(RBF)
$R^2=0.925$	$R^2=0.986$	$R^2=0.903$

2.2 基于神经网络的速度曲线规划算法

人工神经网络由多个赋有权重和激励函数的神经元组成，且彼此间存在一定顺序的堆叠和联接，通过对大量含标签的可靠数据进行训练，它可以对数据输入输出关系进行学习，以实现未知函数的拟合计算。对于没有传统规则和复杂建模的问题，神经网络可避免复杂的数学理论推导，具备其独特的优势。神经网络仅关注输入输出关系，善于处理大量的样本数据，因此在速度曲线规划算法领域具有一定的潜力和优势。

如图 6 所示，神经网络一般由多层组成，通常多层前馈神经网络是最为基础的结构组成。网络接收外部数据的层是输入层，产生回归或聚类结果的层是输出层，它们之间是隐藏层，主要负责神经网络模型的计算，其层数通常可

以根据问题的复杂程度进行调整。各层之间由多个计算功能的神经元组成，各层神经元通过权重向量相互连接，神经元接受外输入后，经激活函数向外部输出结果。

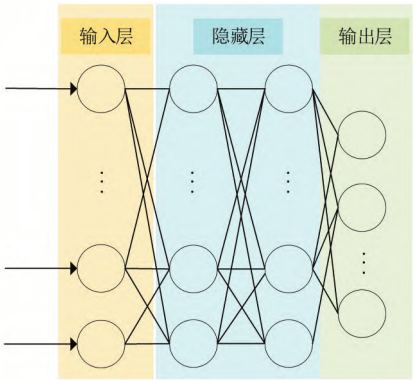


图 6 人工神经网络结构

神经网络规划器是本文速度曲线算法的最基本组成单位，其结构组成如图 7 所示，输入-输出结构具有以下形式：

$$x=[v,a,w_1,w_2,F_s,V_{\max},V_{\text{target}}]$$
$$y=[u]$$

其中  $v$ 、 $a$  为列车实时速度和加速度， $w_1$ 、 $w_2$  为权重决策因子， $F_s$  为未来线路的列车阻力数组， $V_{\max}$  为列车运行的限速数组， $V_{\text{target}}$  为列车的追踪

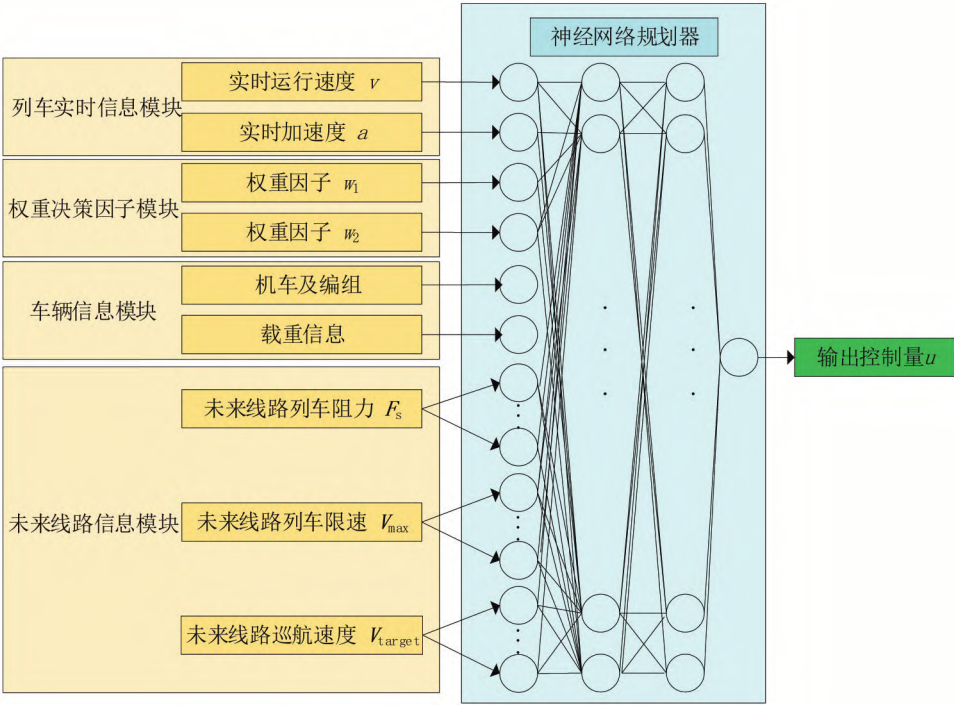


图 7 神经网络规划器输入输出结构组成

巡航速度数组。

首先, 列车的实时信息模块由列车实时运行速度和加速度构成。列车实时运行速度是神经网络最为重要的行车参考, 加速度的引入基于规划器模型对平稳性的考量, 列车只有获取当前的加速度, 才可以判断进行实时大制动、大牵引力转换的适度。权重决策因子模块决定了列车操纵策略倾向, 对列车的正时指标有重要作用。车辆信息模块的加入是为增强神经网络规划器普适性, 由于列车不同, 其阻力特性、牵引计算特性也会变化, 因此编组信息模块使得神经网络模型学习并适应不同类型的牵引机车、不同载重和车辆编组情况。未来线路信息是规划列车行车的考量依据, 如果神经网络规划器缺乏对未来线路的考量, 实时输出的决策变量将会缺乏前瞻性, 在面对未来区段的长大坡道, 甚至会出现列车速度触及安全保护曲线等问题。

### 3 仿真案例

为了验证本文所提控制算法的有效性, 选取国内1万吨标准化重载机车编组, 分别在虚拟和真实线路环境下进行仿真验证, 仿真参数见表2。

表2 重载列车仿真关键参数

参数	取值
列车长度/m	1566
牵引质量/t	11810
单位基本运行阻力/(N/kN)	$0.374+0.001896v+0.000951v^2$
真实线路最大限制坡度/‰	4/12
速度等级/(km/h)	80
线路离散长度/m	200

#### 3.1 虚拟线路仿真对比

本文2.2节建立了基于神经网络的速度轨迹规划算法, 这一算法的评价方式是计算QP输出的控制量和神经网络规划器输出之间的均方误差。为了验证神经网络构建的数学模型的有效性, 本文设置了一段60 km的虚拟线路, 区间内包含两段不同的限速和巡航速度区间。

图8为神经网络规划器输入输出结构组成,

从图中可以看出, 基于神经网络得到的列车控制量基本相同, 控制量均方误差为0.0013, 列车运行速度在安全范围以内, 速度均方误差为 $0.187 \text{ m}^2/\text{s}^2$ , 最大速度偏差1.7 m/s, 这体现出神经网络规划算法具备QP算法的速度曲线规划能力, 可实现安全、节能、较好速度追踪性和平稳性的驾驶目标。同时, 为了进一步验证神经网络算法的结构在实时计算方面的优越性, 本文设置了基于QP的速度曲线算法作为实验控制组, 使用Matlab中以内点法为原理的Quadprog方法, 实验组基于神经网络算法建立在Pycharm平台Python 3.6模型中建立, 并采用Keras深度学习框架。计算实验环境为2.6 GHz的Intel Core i5-9300H处理器、8 G RAM的计算机。各算法的计算时间见表3。

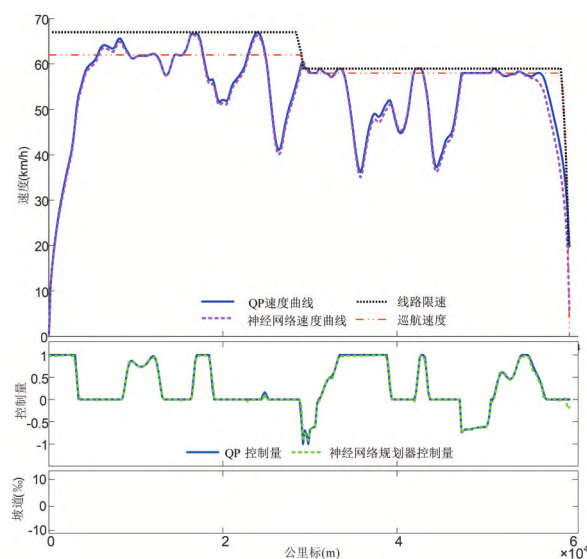


图8 神经网络规划器输入输出结构组成

表3 算法效率结果对比

离散步长/s	Quadprog/s	神经网络/s
200	0.7284	0.3318
100	1.7524	0.6562
50	7.2072	1.1549
40	21.9707	1.4571
35	29.1807	1.7224
30	内存不足	1.9128
10	内存不足	3.0628 s

在离散步长较大的情况下, 三种方法可以



在很短的时间内完成速度轨迹规划。随着维数的增加，基于内点法的Quadprog计算时间呈现出单调上升的趋势。对照组的速度曲线规划时间基本上与需要计算的离散维度成正比。神经网络的线性结构使算法更加稳定可靠，整个实验中没有出现异常长时间的计算。

3.2 实际运行线路仿真对比

图 9 显示了人工驾驶和神经网络规划的速度曲线对比，可以发现司机的驾驶经验与神经网络算法的部分区段保持一致，司机控制方法也与神经网络保持一致。例如，270 km 处的制动，380 km 处的牵引方式两者具有相同的控制规律。但在 345 km 处，人工驾驶方式采纳了牵引工况，对前方 50 km 时速限速却缺乏考量；而神经网络规划算法则一直维持惰行工况，仅在限速前进行制动。从能量消耗的角度来说，神经网络规划算法减少了牵引走行距离，也因此避免了多余的制动，因此具备节能的特点。

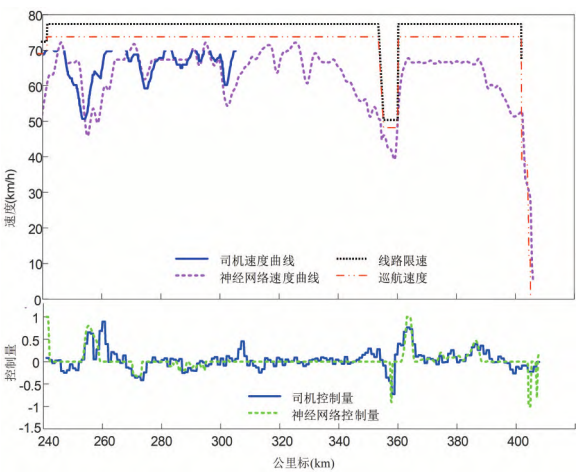


图 9 人工驾驶运行数据和神经网络规划算法对比

表 4 人工驾驶神经网络与算法性能指标比较			
	运行能耗 /(kW·h)	运行时间 /s	牵引力变化量 /(kN <sup>2</sup> /m)
司机人工驾驶	3569.2	9220.5	12.526×10 <sup>3</sup>
神经网络规划算法	2594.7	9301.9	4.187×10 <sup>3</sup>

最后经计算得出两种方式的性能指标结果，如表 4 所示。基于神经网络规划算法的速度曲线与人工驾驶的驾驶速度曲线相比具有

较小的波动性，在与人工驾驶接近的区间运行时间 153.7 min 情况下，神经网络规划轨迹的能耗为 2594.7 kW·h，远低于人工驾驶的能耗 3569.2 kW·h，节能率约 27.3%，且牵引力变化量仅为人工驾驶的三分之一，更能符合列车平稳驾驶的要求。

3.3 虚拟故障线路仿真对比

以上几节中，基于神经网络算法的速度曲线规划掌握了QP速度曲线的驾驶策略，但其针对的是相同固定策略权重的轨迹曲线，缺乏相应动态时间约束下的验证。因此，本文的下一仿真实验将重点关注列车重新规划致使最优权重因子改变的场景。

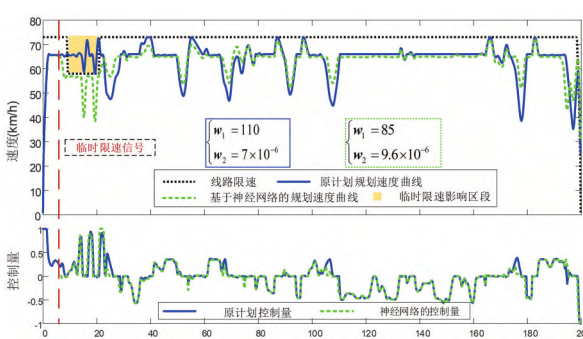


图 10 临时限速下的神经网络规划算法结果  
(速度-位置)

重载车运行过程中，由于列控系统的影响，列车可能在区间信号机前出现临时停车、临时限速的情况。如果前车发生故障，会对后车自动生成临时限速，这是对速度曲线规划的重大干扰，既有的列车速度曲线不再适用。图 10 描绘了一个没有特殊速度限制的路段(固定为每小时 75 km)。实线速度剖面是计划运行时间为 11519.7 s 的计划轨迹。列车在 0~6 km 之间保持正常运行。在 6 km 处，列车收到远方 10~20 km (距前端 4 km) 处的临时限速信号。首先，出于安全考虑，列车速度开始下降，控制变量  $u$  开始下降，列车惰行一段路程。由于临时限速，计划运行时间产生偏差，优化计算单元中的权重选择模块开始更新策略系数。根据上图比较，更新策略的速度曲线减少了速度曲线的波动，通过更高的能耗弥补了时间差异。

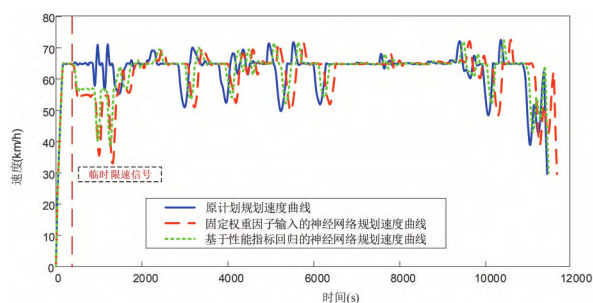


图 11 临时限速下的神经网络规划算法结果  
(速度-时间)

从速度-时间图(见图 11)中可明显推断出临时限速造成的时间偏差超过 5 min(311.2 s)。列车运行在 370 s 时接收限速信号,实线曲线作为参照,默认未收到限速信息;长线段曲线收到信号,但维持相同的驾驶策略;点线曲线基于性能指标的回归方法更新了权重因子,同时弥补了由于限速导致的时间偏差。仿真结果表明,实线和点线总运行时间的偏差在 30 s 以内,基于性能指标回归的神经网络算法可更好地达到节能、正时和平稳的需求,且可以灵活地调整合适的权重因子来进行多策略的速度曲线规划。

#### 4 结语

本文以数据驱动的方式实现了重载列车以节能、正时和平稳为目标的速度曲线规划,以列车动力学为基础模型,转化为标准二次规划问题,并以数理回归统计和神经网络的方式实现了权重选择和高效灵活的多目标速度曲线,得到以下结论:

(1) 优化目标回归模型的建立,使得基于 QP 的多目标优化权重和速度曲线有了精确、量化的关系,同时为基于神经网络的速度曲线规划算法提供了决策因子的相关理论基础;

(2) 神经网络规划模型可以较好地学习 QP 规划的策略,并在节能性、正时性和平稳性上优于司机人工行车;

(3) 神经网络规划模型算法效率更高且稳定,更适用于精细化建模,且融合的策略因子模块使得模型针对突发情况具有更好的灵活性。

#### 参考文献:

[1] 国家铁路局.“十四五”铁路科技创新规划[J]. 铁道技术监督,2022,50(01):9-15,20.

- [2] BAI B X, XIAO Z, WANG Q Y, et al. Multi-objective trajectory optimization for freight trains based on quadratic programming [J]. Transportation Research Record, 2020, 2674(11): 466-477.
- [3] ZHUAN X, XIA X. Optimal scheduling and control of heavy haul trains equipped with electronically controlled pneumatic braking systems [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2007, 15(6): 1159-1166.
- [4] 王新培. 基于多目标的重载列车优化操纵研究[D]. 四川:西南交通大学,2016.
- [5] 严细辉,蔡伯根,宁滨,等. 基于差分进化的高速列车运行操纵的多目标优化研究[J]. 铁道学报, 2013, 35(09): 65-71.
- [6] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [7] 黄平. 数据驱动的高速铁路列车晚点传播机理及模型研究[D]. 四川:西南交通大学,2020.
- [8] 朱宇清,白宝雪,陈鸿辉,等. 基于神经网络的货运列车速度曲线实时规划算法[J]. 控制与信息技术, 2019(03): 7-12.
- [9] TANG H Y, WANG Y, LIU X, 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.
- [10] YIN J T, CHEN D, LI L. Intelligent train operation algorithms for subway by expert system and reinforcement learning [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(6): 2561-2571.
- [11] 王悉. 基于机器学习重载列车智能驾驶方法研究[D]. 北京:北京交通大学,2017.
- [12] 连级三. 电传动机车概论[M]. 成都:西南交通大学出版社,2001.

#### 作者简介:

姜森浩(1996—),男,河北保定人,硕士研究生,研究方向为列车运行优化与控制

孙鹏飞(1987—),男,河南洛阳人,博士,讲师,研究方向为列车运行优化与控制

金波(1995—),男,浙江绍兴人,博士研究生,研究方向为列车运行优化与控制

张佳辉(1999—),男,江西新余市,硕士研究生,研究方向为列车运行优化与控制

收稿日期: 2022-03-22

修稿日期: 2022-04-16

(下转第 23 页)



- [9] 王贵程. 七轴协作机器人系统设计及运动轨迹规划研究[D]. 北京:北京信息科技大学, 2020. DOI: 10.26966/d.cnki.gbjc.2020.000007.
- [10] METROPOLIS N, ROSENBLUTH A W, ROSE-NBLUTH M N, et al. Equation of State by Fast Computing Machines[J]. Journal of Chemical Physics, 1953, 21(6):1087--1092.

#### 作者简介:

何世琼(1998—),女,云南昭通人,硕士研究生,主要研究方向为智能机器人、机器人视觉

陈雨(1976—),男,四川成都人,副教授,硕士生导师,主要研究方向为遥感图像处理、机器人视觉

收稿日期: 2022-03-06

修稿日期: 2022-03-27

## An Improved Path Planning Algorithm of Manipulator Based on Artificial Potential Field

He Shiqiong, Chen Yu

(School of electronic information, Sichuan University, Chengdu 610065)

**Abstract:** Aiming at the problem that the traditional artificial potential field method (APF) is easy to fall into the local minimum solution, an improved artificial potential field method based on simulated annealing algorithm is proposed: the idea of solving the global optimization by simulated annealing is applied to the path planning of artificial potential field. When the path planning falls into the local minimum solution, the simulated annealing strategy is automatically triggered, Move randomly from the current position until it jumps out of the local minimum point, and finally plan an effective path from the starting position to the target position. The experimental results show that the improved algorithm can effectively solve the problem in two-dimensional and three-dimensional environment.

**Keywords:** mechanical arm; artificial potential field; path planning; simulated annealing

(上接第8页)

## Data-Driven Multi-Objective Trajectory Planning Algorithm for Heavy-Haul Train

Jiang Senhao, Sun Pengfei, Jin Bo, Zhang Jiahui

(School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756)

**Abstract:** Heavy haul train is an essential development trend for world freight railway, and it has received a lot of attention because of its significant economic benefits and superior technical-economic ratio. This work implements multi-objective speed curve planning of heavy haul train in a data-driven way in order to achieve energy savings, punctuality, and smooth driving of heavy haul train. First, the train's dynamics analysis and environmental factors are used to create a quadratic programming optimization model. Then, the target index is constructed using multiplicative linear regression, multivariate nonlinear regression, and support vector regression to examine the quantitative influence of the weight on each target. Finally, the article incorporates the regression method above into a neural network speed curve planning model. According to simulations conducted on virtual and actual lines, the neural network planning model can efficiently conform to the quadratic programming model, reducing energy consumption, promoting punctuality, and enhancing smooth operation. The neural network model is more flexible under sudden accident.

**Keywords:** multi-objective speed curve planning; data-driven; quadratic programming; regression model; neural network