

文章编号: 1003-1421(2026)09-0117-12

引用格式: 张洪晔, 安迪, 徐利民, 等. 基于数据驱动的高速铁路列车区间运行时分仿真计算方法研究[J]. 铁路运输与经济, 2026, 48(9): 117-128.

ZHANG Hongye, AN Di, XU Limin, et al. Study on Data-Driven Simulation Calculation Method for Section Running Time of High Speed Railway Trains[J]. Railway Transport and Economy, 2026, 48(9): 117-128.

基于数据驱动的高速铁路列车区间运行时分 仿真计算方法研究

张洪晔^{1, 2}, 安迪², 徐利民², 孙鹏举², 杨晓², 孙博恩^{1, 2}

(1. 中国铁道科学研究院 研究生部, 北京 100081; 2. 中国铁道科学研究院集团有限公司
运输及经济研究所, 北京 100081)

摘 要: 列车区间运行时分是编制高速铁路列车运行图的核心基础参数。针对传统静态公式和仿真方法所计算区间运行时分与实际值偏差大的缺陷, 通过LSTM网络的数据拟合手段, 构建Seq2seq编解码器模型, 采用编码器学习运行数据特征生成上下文向量, 同时结合注意力机制与动态教师强制将线路条件参数作为解码器输入, 提升模型在不同高速铁路线路上的适用性; 利用京沪高速铁路运行试验数据训练模型, 以京广高速铁路线路为案例开展列车区间运行时分计算验证, 并与既有牵引计算方法和实际试验测算进行对比, 仿真计算所得到的起、停车附加时间平均准确率为96.21%, 区间纯运行时分平均准确率97.67%, 证明方法具有较强的可用性, 可为全路高速铁路列车优化区间运行时分设置提供理论和技术手段。

关键词: Seq2seq模型; LSTM网络; 注意力机制; 教师强制; 运行试验

中图分类号: U292.4 **文献标识码:** A **DOI:** 10.16668/j.cnki.issn.1003-1421.20250717003

Study on Data-Driven Simulation Calculation Method for Section Running Time of High Speed Railway Trains

ZHANG Hongye^{1, 2}, AN Di², XU Limin², SUN Pengju², YANG Xiao², SUN Boen^{1, 2}

(1. Postgraduate Department, China Academy of Railway Sciences, Beijing 100081, China; 2. Transportation & Economics Research
Institute, China Academy of Railway Sciences Corporation Limited, Beijing 100081, China)

Abstract: The section running time of trains is a core fundamental parameter for formulating train working diagrams of high speed railways. In view of the defect that the section running time calculated by traditional static formulas and simulation methods has a large deviation from actual values, a Seq2seq encoder-decoder model was constructed by means of data fitting with the LSTM network. The encoder was used to learn the features of operating data and generate context vectors; meanwhile, combined with the attention mechanism and dynamic teacher forcing, line condition parameters were taken as the input of the decoder to improve the applicability of the model on different high

收稿日期: 2025-07-17

通信作者: 安迪(1989—), 男, 北京人, 中国铁道科学研究院集团有限公司运输及经济研究所副研究员。

基金项目: 中国国家铁路集团有限公司科技研究开发计划课题(L2023X001); 中国铁道科学研究院集团有限公司科研项目(2025YJ361, 2024YJS02)

speed railway lines. The model was trained using the operation test data of the Beijing-Shanghai High Speed Railway, and the calculation and verification of the section running time of trains were conducted with the Beijing-Guangzhou High Speed Railway as a case. Furthermore, the results were compared with existing traction calculation methods and actual test measurements. The results show that the average accuracy of the additional time for starting and stopping obtained by simulation calculation is 96.21%, and the average accuracy of the pure section running time is 97.67%. This proves that the method has strong applicability and can provide theoretical and technical means for optimizing the setting of section running time for high speed railway trains across the entire railway network.

Keywords: Seq2seq Model; LSTM Network; Attention Mechanism; Teacher Forcing; Operation Test

0 引言

高速铁路列车区间运行时分包括区间纯运行时分、起车和停车附加时分,是编制列车运行图的核心基础参数之一,对优化列车旅行速度、满足客流需求具有重要意义。目前列车区间运行时分取值主要依靠现场试验或牵引计算仿真方法,现场试验法需要在线路基本建成后才能进行,不易在花费较小成本情况下得到区间运行时分值;既有牵引计算仿真方法虽然不需要进行实车测试,但因基于简化动力学方程,其计算结果往往与试验值存在差距。为此,有必要基于高速铁路实际运行数据,兼顾既有2种方法的优点,提出一种新的区间运行时分计算方法,更好支撑未来高速铁路列车运行图编制工作。

国内外很多学者已经开展过相关研究,主要集中在系统开发、仿真策略以及优化措施方面。在系统开发方面,李和壁等^[1]、安迪等^[2]研发了动车组运行仿真工具,并以实际高速铁路模型计算了区间运行时分等参数。Wang等^[3]开发了RailSIM连续模拟器,考虑了列车区间运行时分计算过程的能耗问题。Nechay等^[4]采用神经网络自适应计算,基于Java开发了一套精确计算调车作业时间系统。仿真策略方面,陈荣武^[5]引入遗传算法能耗策略,并应用力学与能量定律计算区间运行时分。李壮等^[6]基于步长多智能体仿真模型研究了400 km/h列车运行过程。Keiji等^[7]考虑列车间作用与乘客上车问题,研究了列车运行过程和发车间距问题。帅斌等^[8]划分闭塞分区与车站元胞类型,提出动态限速函数及多股道接发车规则。Lejeune等^[9]通过高效进化多目标算法和级联初始化策略,对列车区间运行时分进行双目标优化,生成了多组运行时间和能耗的权衡解。孟建军等^[10]将列车视为多质点链,在牵引力与制动力计算中利用线性插值与反向试凑法模拟列车

运行过程。优化措施方面,田长海等^[11]基于列控系统特点并利用牵引计算软件分析,提出了相应优化策略。贺广宇^[12]提出以制动曲线及触发曲线为核心的优化模型,并在银西铁路验证其可行性。随着计算机水平的不断提升,结合数据驱动方法的铁路列车运行状态预测研究逐渐增多,王军等^[13]提出基于监控数据挖掘的铁路区间运行时分修正方法,构建曲线回归模型。门元昊等^[14]则针对传统方法问题,利用XGBoost算法学习13维特征与运行状态的关系,提升了仿真精度。

通过上述研究可以发现,现有高速铁路区间运行时分计算研究重点在于列车运行过程的仿真复现,但既有研究多基于理想运动模型的动力学迭代计算,遵循“先验假设-数学解析-参数标定”的流程,缺乏与实际列车运行数据的联动,无法解决多变量耦合与非线性交互问题,计算精度有限。相比之下,数据驱动仿真采用“多源数据-分析映射”范式,能有效利用海量数据,减少既有方法基于假设和物理解析的误差,且模型架构更简约高效,为列车运行过程仿真问题提供了新的解决方案。由于实际列车运行图标尺中存在一定冗余时间,直接采用运营数据进行映射不易得到无冗余条件下的区间运行时分值,为此研究基于联调联试运行试验样本构建数据驱动模型,在剔除运行图冗余干扰情况下精准反映实际列车运行过程,结合深度学习技术,构建嵌入LSTM的Seq2seq编解码模型,引入注意力机制和动态教师强制策略,学习列车运行序列特征并模拟不同线路运行状态,提出一种更贴合实际的数据驱动区间运行时分仿真计算方法。

1 数据驱动基础理论

数据驱动建模是一种通过对现实进行数据采样、预处理后进行分析建模与优化的方法。其主要

原理是利用特定的算法从大数据中提取分析特征,并得到数据规律,可以一定程度上摆脱对预设条件或者经验方程的依赖。为了学习列车在高速运行过程中的状态变化规律,使用了嵌入LSTM神经网络的编码、解码器来构建Seq2seq模型。同时,引入了注意力机制来优化特征提取。最后,结合教师强制策略,实现将实际的LKJ基础数据作为固定输入以增强模型泛化能力。

1.1 LSTM网络

长短时记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)是循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)的一种,是在RNN基础上的精进优化。LSTM有独特的门控单元,可以选择性地记忆和遗忘运行过程中的历史信息,从而学习处理时间序列中的复杂特征,在客流预测、语言处理、图像识别等领域有广泛应用。LSTM门控单元中增加了1个单元状态(Cell state),通过3个门控单元控制信息的输入,让信息选择性通过,实现历史信息与当前输入内容的有效关联,LSTM单元结构如图1所示。

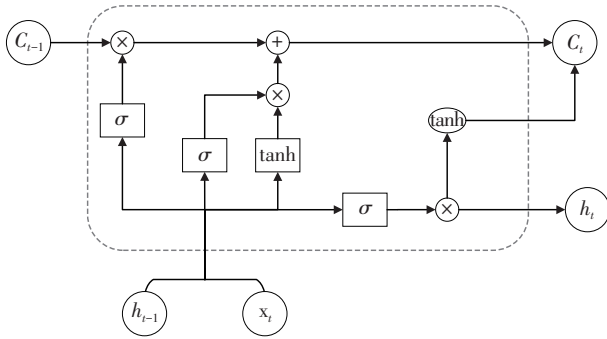


图1 LSTM单元结构

Fig.1 LSTM unit structure

设输入序列为 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 隐藏层的状态为 $(h_1, h_2, \dots, h_n)$, 则在 t 时刻有

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (3)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (4)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t \quad (5)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (6)$$

式中: f_t , i_t , o_t 分别为 t 时刻的遗忘门控单元、输入门控单元和输出门控单元; W_f , W_i , W_o , W_c 为权

重; $(h_1, h_2, \dots, h_n)$ 为隐藏层状态; b_f , b_i , b_o , b_c 分别为函数的偏置; C_t , C_{t-1} 为隐藏层的输出; x_t 为 t 时刻的输入。

1.2 Seq2seq模型

序列到序列模型(Sequence to sequence, Seq2seq)是一种将序列数据编码为上下文向量再解码为序列数据的模型, Seq2seq模型结构如图2所示。

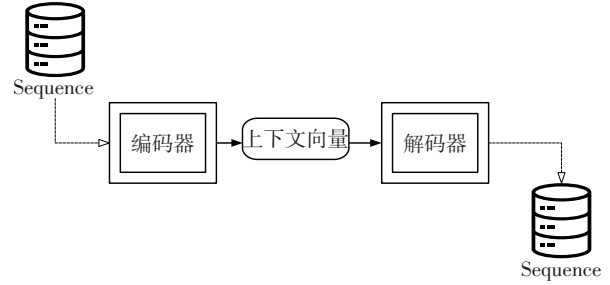


图2 Seq2seq模型结构

Fig.2 Seq2seq model structure

Seq2seq模型主要架构由编码器、上下文向量及解码器所构成。输入端将序列数据通过编码器压缩成为一个固定长度的编码,即上下文向量,而解码器则利用转换后的上下文向量作为输入,生成输出序列。通过这种结构,Seq2seq可以将任意长度的输入序列通过编码器-解码器映射到任意长度的输出序列上,并且可以根据不同任务在其中嵌套多种神经网络。

1.3 注意力机制

注意力机制(Attention Mechanism, Attention)是针对较大步长预测时,固定长度向量难以捕捉全部输入信息问题而设置的。其中,典型的有通过点积计算能量的Luong注意力以及通过拼接结合激活函数的Bahdanau注意力。Attention通过计算注意力分散获得编码器中与解码器当前状态的相关性,之后与解码器状态 s_i 结合后,利用Softmax函数得到权重。权重 α_i 计算公式如下。

$$\begin{cases} \alpha_i = \frac{\exp(s_i)}{\sum_{j=1}^n \exp(s_j)} & i = 1, 2, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i = 1 \end{cases} \quad (7)$$

式中: n 为序列长度,表示第 i 个时间步对当前解码器的贡献度。

权重计算之后,对隐藏层状态加权求和 c_t =

$\sum_{i=1}^n \alpha_i h_i$, 更新状态并输出。

1.4 Teacher forcing 策略

教师强制(Teacher forcing)是一种在训练循环神经网络及其变体时的特殊策略。在序列任务中, 模型每一步的预测并不是基于上一步自身的输出, 而是基于真实的目标序列的数据。教师强制在解码器第 t 步时, 解码器输入采用的是真实目标序列前一步值 x_{t-1}^{true} , 而非模型上一步预测的结果 $\hat{y}_{t-1}$ 。

不同训练策略对比如图3所示, 教师强制策略的优点在于可以通过减小误差来加速模型训练速度, 同时相比于传统训练策略, 由于其使用真实数据, 使得模型稳定性更高。

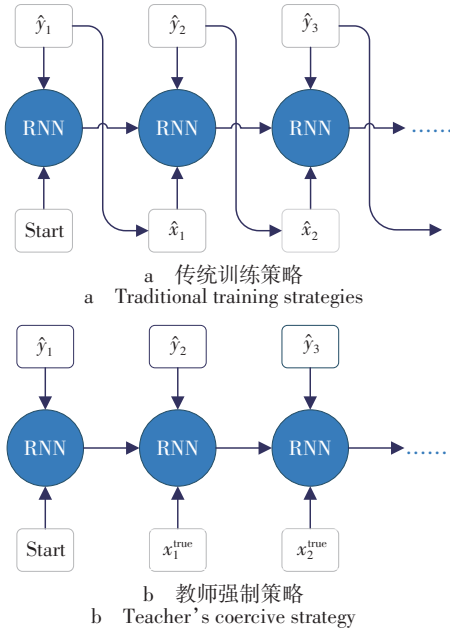


图3 不同训练策略对比

Fig.3 Comparison of different training strategies

2 数据驱动模型及运行图参数计算方法设计

在对数据驱动理论进行分析的基础上, 通过从序列模型、神经网络、特征提取以及训练策略角度将多种方法耦合, 实现对列车运行数据规律的充分学习。同时, 结合模型由数据主导的特点, 提出适配模型输出的列车运行图参数计算方法。

2.1 基于动态教师强制的 Seq2seq-LSTM-Attention 模型

构建结合 Teacher forcing 策略的 Seq2seq-LSTM-Attention 组合模型, 通过各模型之间的耦合关系最

大程度避免单一模型的缺陷。基于动态教师强制的 Seq2seq-LSTM-Attention 模型如图4所示。

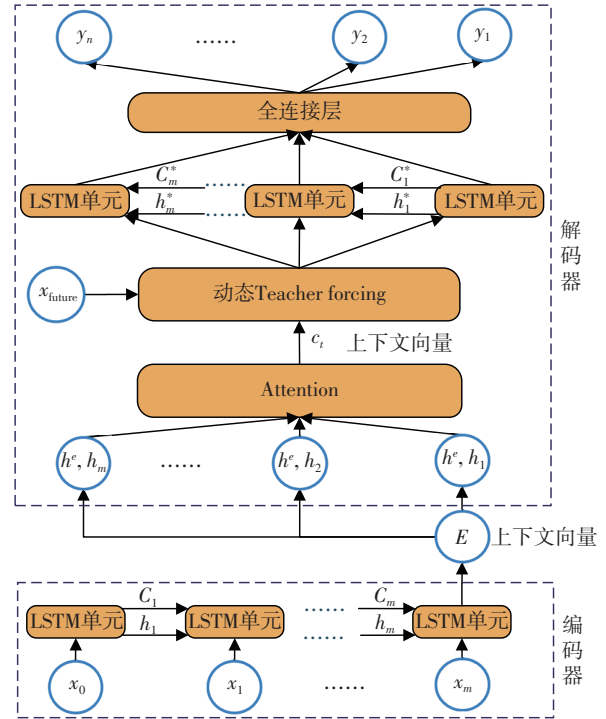


图4 基于动态教师强制的 Seq2seq-LSTM-Attention 模型

Fig.4 Seq2seq-LSTM-Attention model based on dynamic teacher forcing

2.1.1 编、解码器设计

LSTM 神经网络通过门控设计保证了在时间序列中学习长期隐藏信息的能力, 同时在训练过程中保证梯度下降的稳定性。但是网络结构中每个输入数据都有对应的隐藏状态, 因此需要拆解固化的模型实现灵活地输入输出。

在列车运行图参数计算中, 需要将真实运行数据多变量作为通道输入预测模型, Seq2seq 模型通过编码器与解码器状态的关联实现了指定长度的向量生成与输出, 能够有效衔接输入序列与目标序列, 提高了序列任务的性能与效率。由于 Seq2seq 与 LSTM 结合的模型难以高效捕捉隐藏层特征信息, 需要引入权重分配机制优化特征提取。因此, 采用 Bahdanau 注意力机制, 将解码器隐藏状态与编码器状态拼接后, 通过线性层和 Tanh 激活计算能量, 从而实现注意力分配。设计编码器和解码器的具体步骤如下。

步骤 1: 编码器处理 LSTM 输入序列 $X = [x_0, x_1, \dots, x_m]$ 后, 输出隐藏状态 $E(h^e_1, h^e_2, \dots, h^e_m) \in$

$\mathbb{R}^{B \times H \times m}$, 其中 B 为批次大小, m 为编码器时间步长, H 为隐藏层维度。同时初始化解码器状态为编码器最终隐藏状态 $h_t \in \mathbb{R}^{B \times H}$ 。

步骤2: 扩展解码器隐藏状态, 使解码器与编码器逐时间步对齐。

$$h_t^{\text{ext}} = \text{Repeat}(h_t, T) \Rightarrow h_t^{\text{ext}} \in \mathbb{R}^{B \times H \times m} \quad (8)$$

步骤3: 将拓展后的解码器状态与编码器输出在特征维度拼接成 $C \in \mathbb{R}^{B \times T \times 2H}$, 通过线性变换和激活函数生成能量值。

$$e = \tanh(C \cdot W_a + b_a) \quad W_a \in \mathbb{R}^{2H \times H}, b_a \in \mathbb{R}^H \quad (9)$$

式中: $W_a \in \mathbb{R}^{2H \times H}$ 为线性层权重矩阵; $b_a \in \mathbb{R}^H$ 为偏置向量。

步骤4: 通过另一个线性变换将能量值映射为标量注意力分数。

$$p = e \cdot W_v \quad W_v \in \mathbb{R}^{H \times 1} \quad (10)$$

式中: $W_v \in \mathbb{R}^{H \times 1}$ 为另一个无偏置线性层权重矩阵。

步骤5: 对注意力分数 p 用 Softmax 函数得到注意力权重。

$$\alpha_i = \text{Softmax}(p_i) = \text{Softmax}(W_v \cdot \tanh(W_a \cdot [h_{i-1}^{\text{ext}}; E])) \quad (11)$$

步骤6: 对编码器状态加权求和得到上下文向量。

$$c_t = \sum_{i=1}^m \alpha_{t,i} \cdot h_i^e \quad (12)$$

2.1.2 动态 Teacher forcing 耦合

通过 Attention 机制捕捉编码器隐藏输出与解码器状态之间的关联性, 可以实现序列信息的有效赋权与求和。同时, 为了提升预测精度和模型在其他高速铁路线路的迁移能力, 通过构建耦合动态 Teacher forcing 策略的 Seq2seq-LSTM-Attention 模型, 以使其能够学习线路 LKJ 基础数据与速度的独特映射关系。根据已有研究^[15]表明, 针对序列模型的学习任务, 对教师强制采用线性衰减的效果更好, 且经试验表明最终混合概率为 0.5 时表现最佳。由此, 设计使教师强制的概率 p 会随着训练轮次衰减, 当前训练轮次的概率 $p(e)$ 可按式计算。

$$p(e) = \begin{cases} p_{\text{start}} - \frac{e}{E-1} \times (p_{\text{start}} - p_{\text{end}}) & E > 1 \\ 0.5 & E = 1 \end{cases} \quad (13)$$

式中: e 为当前训练轮次; E 为总训练轮次; p_{start} 取 0.9; p_{end} 取 0.1。

目标序列为 $y = [y_1, y_2, \dots, y_s]$, 解码器上一步

预测输出为 $\hat{y}_{t-1}$, 则解码器在 t 步的输入 x_t 为

$$x_t = \begin{cases} y_t & u < p(e) \\ \hat{y}_{t-1} & u \geq p(e) \end{cases} \quad (14)$$

为了利用真实输入增强模型稳定性, 使其充分学习不同真实场景下的输入, 在解码器的输入端真实数据通道, 拼接原有的解码器中 LSTM 输出。最后与全连接层连接后输出未来的预测结果。因此, 在通过本模型构建的耦合模型进行数据预测任务时, 需要提供具体线路的 LKJ 基础数据作为真实输入来帮助更好地模拟列车运行状态。

2.2 运行图参数计算方法

2.2.1 起、停车附加时分计算

起、停车附加时分反映了列车停站加减速的额外耗时, 用于计算列车在区间两端车站起车和停车时的区间运行时分。假设模型编码器端输入序列数据为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_t, \dots, x_m]$, 其中 $x_t = [v_t, s_t]^T$, $X_t = \begin{bmatrix} v_t & v_{t-1} & \dots & v_{t-n+1} \\ s_t & s_{t-1} & \dots & s_{t-n+1} \end{bmatrix}$, n 为预测输入时间窗, 经过预测输出序列 $\hat{Y}_t = [\hat{y}_{t+1}, \hat{y}_{t+2}, \dots, \hat{y}_{t+n}]$, 其中 $\hat{y}_{t+1} = [\hat{v}_{t+1}, \hat{s}_{t+1}]^T$, 则其在 a 站起车和 b 站停车的附加时分计算公式为

$$t_{\text{起车}} = \sum_{t=1}^{t_{\text{acc}}} \text{start}(v_t) \cdot \Delta t - t_a \quad (15)$$

$$t_{\text{停车}} = \sum_{t=t_{\text{dec}}}^n \text{stop}(v_t) \cdot \Delta t - t_b \quad (16)$$

$$\text{start}(v_t) = \begin{cases} 1 & v_t < v_{\text{target}} \\ 0 & v_t \geq v_{\text{target}} \end{cases} \quad (17)$$

$$\text{stop}(v_t) = \begin{cases} 1 & v_{\text{target}} > v_t > v_{\text{stop}} \\ 0 & v_t \leq v_{\text{stop}} \end{cases}$$

列车起车阶段, 选取第 1 个达到目标速度点的时刻 t_{acc} 作为起车附加时分计算截止点, 而在列车停车阶段, 则记录列车运行过程中达到目标速度的点位, 取时刻最大值。

$$t_{\text{acc}} = \min \{ t_k \in T \mid v(t_k) = v_{\text{target}} \wedge (\forall t \in T, t < t_k \Rightarrow v(t) < v_{\text{target}}) \} \quad (18)$$

$$t_{\text{dec}} = \max \{ t_k \in T \mid v(t_k) = v_{\text{target}} \wedge (\forall t \in T, t < t_k \Rightarrow v(t) < v_{\text{target}}) \} \quad (19)$$

$$t_a = \begin{cases} \hat{y}_a / v_{\text{target}} & v_{\text{limit}} = v_{\text{target}} \\ \sum_{t=t_{\text{acc}}}^{t_{\text{target}}} \text{start}(v_t) \cdot \Delta t & v_{\text{limit}} < v_{\text{target}} \end{cases} \quad (20)$$

$$t_b = \begin{cases} \hat{y}_b / v_{\text{target}} & v_{\text{limit}} = v_{\text{target}} \\ \sum_{t_b \text{ target}}^{\hat{y}_b \text{ limit}} \text{stop}(v_i) \cdot \Delta t & v_{\text{limit}} < v_{\text{target}} \end{cases} \quad (21)$$

式中: $t_{\text{起车}}$, $t_{\text{停车}}$ 分别为起车附加时分、停车附加时分, s; v_{target} , v_{stop} 分别为目标速度、停止速度, km/h; Δt 为时间步长, 取 0.2 s; t_{acc} , t_{dec} 分别为列车起车计算截止时刻、停车计算开始时刻; t_a , t_b 为直通不停站列车分别在 a, b 站的通过时间, s; $t_{a \text{ limit}}$ 为列车从限速加速时刻, s; $t_{a \text{ target}}$ 为列车加速至目标速度时刻, s; $t_{b \text{ target}}$ 为列车从目标速度减速时刻, s; $t_{b \text{ limit}}$ 为列车减速至限速时刻, s; $\hat{y}_a$, $\hat{y}_b$ 分别为起、停车阶段走行距离, km; v_{limit} 为车站限速, km/h。

针对列车中间运行过程中的速度波动阈值计算, 为了减少异常波动, 优先采用抗异常值干扰的稳健统计方法: 首先计算中间速度的中位数 Med , 再计算每个速度 v_i 与中位数 Med 的绝对偏差 $AD_i = |v_i - Med|$, 再对所有 AD_i 取中位数, 得到中位数绝对偏差 MAD , 最后选取工程常用稳健系数 $k=2.5$, 计算速度波动阈值下限 $v_{\text{range}} = Med - 2.5MAD = 343.9$ 。最终, 统计发现超过 97% 数据分布在 $[343.9, 350]$ 范围内, 由此确定速度波动阈值。

2.2.2 区间纯运行时分计算

区间纯运行时分是运行图的基础参数, 表示列车在区间内通过两端车站、以目标速度运行的时间。假设模型编码器端输入序列数据为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_s]$, 其中 $X_t = \begin{bmatrix} v_t & v_{t-1} & \dots & v_{t-n+1} \\ s_t & s_{t-1} & \dots & s_{t-n+1} \end{bmatrix}$, N 个车站坐标集合为 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$, 区间 i 对应的起终点为 $[s_i, s_{i+1}]$, 则其计算公式为

$$t_{\text{纯运行}i} = \sum_{t=1}^T \text{valid}(t) \cdot \Delta t \quad (22)$$

$$\text{valid}(t) = \begin{cases} 1 & s(t) \in [s_i, s_{i+1}] \\ 0 & s(t) \notin [s_i, s_{i+1}] \end{cases} \quad (23)$$

式中: $t_{\text{纯运行}i}$ 为区间 i 的纯运行时分, s; $\text{valid}(t)$ 为阶跃函数, 判断输出点是否在区间内; Δt 为时间步长, 取 0.2 s。

3 运行试验样本数据处理及仿真模型构建

通过列车运行试验数据构建模型, 选取具有代表性的京沪高速铁路运行数据作为样本, 收集京沪高速铁路南京南至上海虹桥站运行试验数据, 之后对该样本进行数据分析、预处理。为了提高模型泛

化能力, 将线路坡度、曲线半径、分相区位置、区段允许速度等线路参数, 作为解码器的 Teacher forcing 真实输入, 使模型学习不同真实线路条件下的运行情况。通过将数据按照时间序列的形式输入到动态教师强制 Seq2seq-LSTM-Attention 模型中, 构建出列车加速、波动行驶以及制动 3 种状态下的列车仿真模型。

3.1 研究样本数据处理

高速铁路联调联试是在新线建设或既有线改造后, 正式开通运营前的一项综合试验工作。运行试验是联调联试中的关键一环, 主要测试列车在不考虑冗余时间情况下的区间运行时分指标。利用数据进行拟合计算, 既避免计算结果包含运营过程中的额外冗余, 同时一定程度上保留人因驾驶习惯影响。这是既有牵引计算方法很难量化的部分, 也是本方法优于既有牵引计算方法的重要原因。因此, 选取京沪高速铁路南京南至上海虹桥区段 350 km/h 运行试验数据作为研究样本, 该段线路按最高 350 km/h 速度标准设计, 采用无砟轨道、9 000 m 最小曲线半径及 20‰ 以内坡度, 350 km/h 动车组列车在此段可稳定实现 350 km/h 全速运行, 仅在桥梁限速区及枢纽进站阶段分阶段降速, 完整覆盖加速、巡航、制动的全工况速度变化。选取试验动车组为 CR400AF 型, 试验发现 CR400 系列不同复兴号动车组在区间运行时分方面没有很显著的差别, 同时运营过程中司机驾驶习惯也会对最终时间指标取值产生影响, 因此, 不考虑动车组型号差异, 利用运行试验样本进行训练学习, 可全面反映高速列车在常见线路条件下的多数运行工况。

运行试验数据样本包含 295 km 长的线路, 样本量 34 325, 采样频率为 0.2 s, 数据预处理如图 5 所示, 通过匹配京沪高速铁路线路 LKJ 数据, 匹配每次采样点位当前坡度、曲线半径、分相区设置、区段限速等线路数据, 构建训练模型所需的样本。

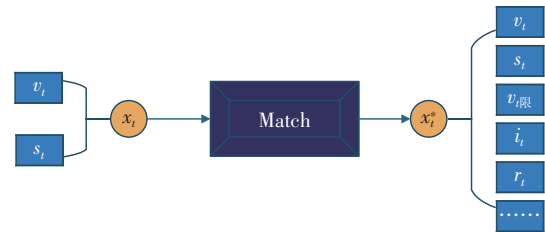


图5 数据预处理
Fig.5 Data preprocessing

3.2 仿真模型构建

列车运行数据包含了其行驶过程中的多方面影响,包括牵引力或制动力、基本阻力,以及由于坡道、曲线等线路条件带来的附加阻力。同时,在不同区段内依据具体线路标准设置了相应的最大允许速度,这些都构成了影响列车当前速度的因素。

由于简单的时间序列预测方法仅能够学习当前线路条件下的列车运动规律,通过利用Seq2seq模型将序列数据输入输出分割为编码器与解码器2部分。在编码器中利用LSTM网络充分学习列车运行过程中的速度与里程数据的变化规律,同时在解码器输入端利用动态的Teacher forcing将真实的线路参数作为额外序列数据,使模型能够预测在不同真实线路场景下的列车运行状态,Teacher forcing输入通道如图6所示。

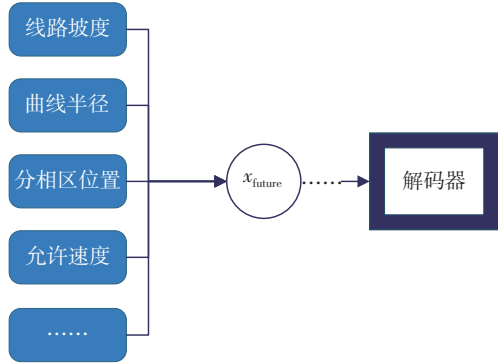


图6 Teacher forcing输入通道
Fig.6 Teacher forcing input channels

为了确定模型参数,设置损失函数,将已经训练好的模型在测试数据集上的输出与实际数据对比,计算模型精度,观察是否符合预期。采用均方误差(MSE)作为评估模型的指标,其计算公式如下。

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (24)$$

式中: y_i 为测试集数据; $\hat{y}_i$ 为模型输出; n 为测试集样本数量。

首先根据列车牵引工况阶段数据构建加速模型,经过控制变量法与网格搜索调优确定模型最优参数。对设置不同LSTM层数的模型进行对照试验,多层网络误差结果如图7所示,结果显示编码器LSTM超过2层后,损失值MSE会随层数增加变大。

编码器隐藏单元数量为128,解释器隐藏单元数量为256。初始学习率设置为0.005,最大训练轮数为100,在此基础上采用Adam算法作为降低损失函数的优化器,网格搜索调参如图8所示。

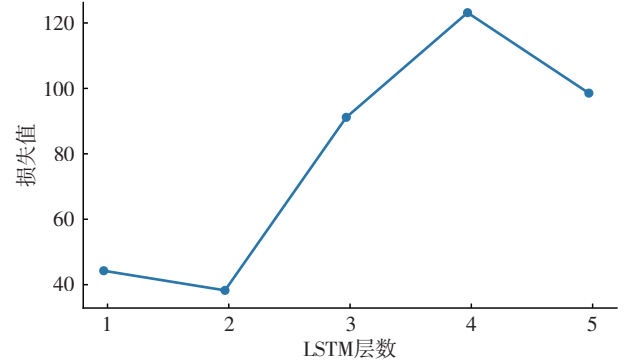


图7 多层网络误差结果
Fig.7 Multi-layer network error results

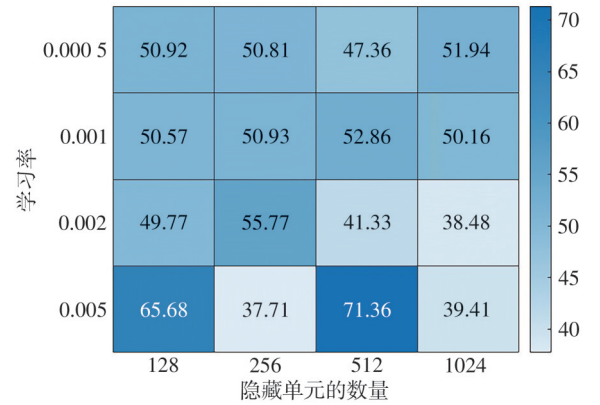


图8 网格搜索调参
Fig.8 Grid search parameter tuning

为了加快预测速度以及降低由于长期预测带来的误差累积效应,采用滚动预测,预测短期 n 期步长,取预测结果 m 步,结合Teacher forcing强制输入的线路真实数据作为未来预测的输入,利用构建的模型,模拟列车运行过程,并计算运行图参数来检验模型效果。

为定量评估所提出模型中各核心组件的贡献,并深入理解其工作机制,进行了一系列系统的消融实验(Ablation Studies)。实验旨在通过控制变量法,分别移除或替换模型中的关键设计,包括注意力机制、教师强制训练策略,并在同一数据集上对比其性能变化,消融实验结果如表1所示,模型对比曲线如图9所示,通过增加2个模块使得模型损失降低,并加速训练效率。

表 1 消融实验结果

模型结构	RMSE	MSE	训练时长/s
LSTM	7.49	55.8	465
Seq2seq-LSTM-Attention	5.19	25.1	534
Teachedr forcing-Seq2seq-LSTM	3.71	13.7	379
Teachedr forcing-Seq2seq-LSTM-Attention	2.36	5.5	421

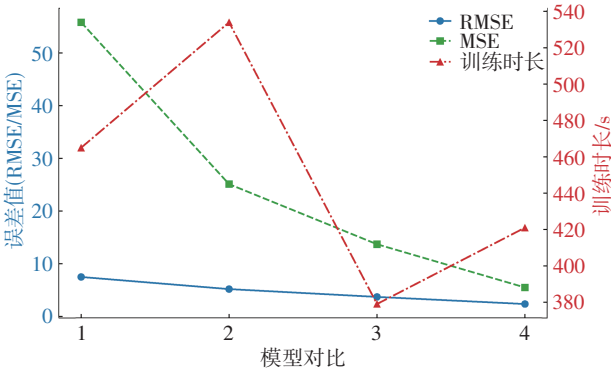


图 9 模型对比曲线

Fig.9 Model comparison curves

其中训练集、验证集与测试集的划分比例为 6 : 2 : 2，验证方式采用时间序列特有的前向验证方法，即先固定训练集大小，每次验证后窗口沿时间轴向前滑动，保证沿时间轴单向进行，降低未来数据泄露风险。训练设置轮次 Epoch 为 100，按照步长为 0.2 s 输出结果。同时，时间窗的取值过大将导致模型训练成本增加甚至过拟合，而过小则无法捕捉长期信息。经多次试验，确定时间窗为 5， m 取 3， n 取 2。注意力时间分布如图 10 所示，注意力特征分布如图 11 所示，训练损失曲线如图 12 所示，训练损失 (Loss) 与验证损失同步下降，最终差距较小且逐渐收敛，取得了良好的拟合效果。此外，通过绘制注意力权重关于时间步以及特征通道的分布，发现除历史序列数据外，模型受限速影响最大，符合预期。

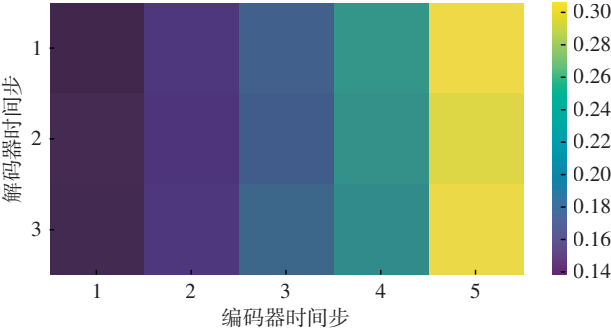


图 10 注意力时间分布

Fig.10 Attention time distribution

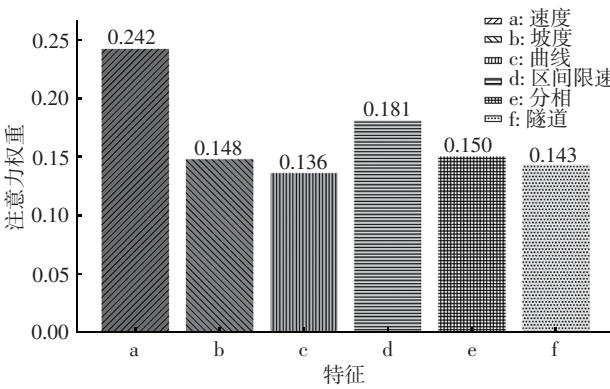


图 11 注意力特征分布

Fig.11 Distribution of attention features

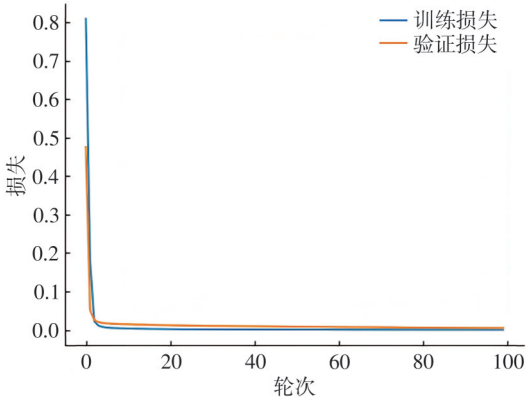


图 12 训练损失曲线

Fig.12 Training loss curves

利用所构建的模型在京沪高速铁路线路上的列车模拟起车、停车场景，得到京沪高速铁路模拟起车 $v-t$ 曲线如图 13 所示，京沪高速铁路模拟停车 $v-t$ 曲线如图 14 所示。仿真计算得到的起、停车附加时分与实际列车起、停车附加时分误差在 5 s 以内。

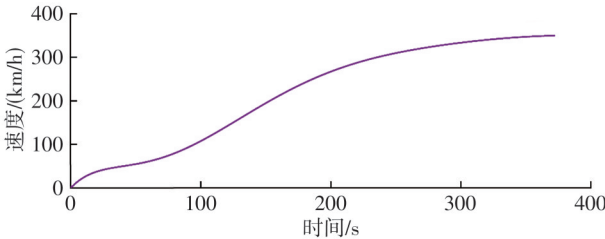
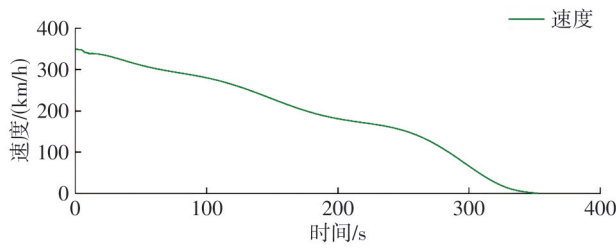


图 13 京沪高速铁路模拟起车 $v-t$ 曲线

Fig13 Simulated $v-t$ curve for train starting on Beijing-Shanghai High Speed Railway

4 列车运行图参数计算验证

为了检验模型在不同线路中的仿真效果，选取京广高速铁路为案例，输入京广高速铁路郑州东—

图 14 京沪高速铁路模拟停车 $v-t$ 曲线Fig.14 Simulated $v-t$ curve for train stopping on Beijing-Shanghai High Speed Railway

北京西 LKJ 数据, 通过计算起车附加时分、停车附加时分以及区间纯运行时分, 并与 2022 年京广高速铁路北京西—武汉标准线达标建设动态检测试验实际运行数据相对比, 验证方法的有效性。

4.1 起、停车附加时分验证

模拟上行列车在郑州东至北京西直通不停站情况下起停车状态, 计算附加时分, 直通列车起、停车仿真计算结果如表 2 所示。绘制列车速度-里程曲线, 京广高速铁路模拟起车 $v-s$ 曲线如图 15 所示, 京广高速铁路模拟停车 $v-s$ 曲线如图 16 所示。

表 2 直通列车起、停车仿真计算结果

Tab.2 Simulation calculation results for starting and stopping of through trains

线路	实际起车 附加时分	模拟起车 附加时分	实际停车 附加时分	模拟停车 附加时分
京沪高速铁路	123	125	132	133
京广高速铁路	109	114	134	125

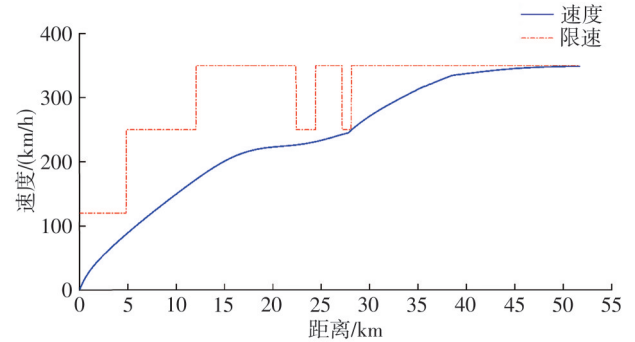
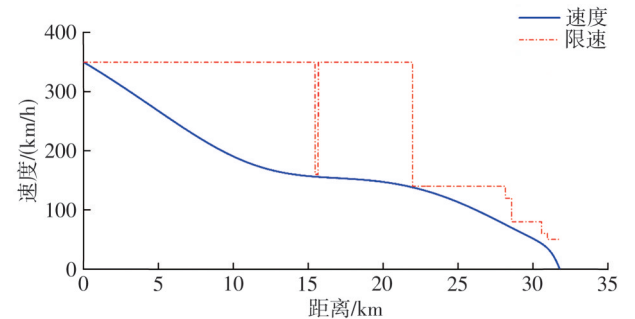
选取安阳东、邢台东、石家庄东、高碑店东、涿州东模拟计算起停车附加时分, 并与实际运行数据相对比, 得到京广高速铁路上行起、停车附加时分仿真计算和实际值对比如表 3 所示, 京广高速铁路下行起、停车附加时分仿真计算和实际值对比如表 4 所示。

表 3 京广高速铁路上行起、停车附加时分仿真计算和实际值对比

Tab.3 Comparison of simulation calculation and actual values of additional time for starting and stopping of upward trains on Beijing-Guangzhou High Speed Railway

车站	停车附加时分					起车附加时分				
	实际值/s	牵引 计算值/s	牵引计算 准确率/%	数据驱动 仿真值/s	数据驱动仿真 准确率/%	实际值/s	牵引 计算值/s	牵引计算 准确率/%	数据驱动 仿真值/s	数据驱动仿真 准确率/%
安阳东	183	150.2	82.08	186	98.36	—	—	—	—	—
邢台东	172	156.9	91.22	170	98.84	158	162.8	96.96	159	99.37
石家庄	187	165.9	88.72	189	98.93	113	96.6	85.53	105	92.90
高碑店东	167	146.7	87.84	173	96.41	—	—	—	—	—
涿州东	—	—	—	—	—	152	118.7	78.10	156	97.37

注: —为实际试验时未测算。

图 15 京广高速铁路模拟起车 $v-s$ 曲线Fig.15 Simulated $v-s$ curve for train starting on Beijing-Guangzhou High Speed Railway图 16 京广高速铁路模拟停车 $v-s$ 曲线Fig.16 Simulated $v-s$ curve for train stopping on Beijing-Guangzhou High Speed Railway

通过表 3、表 4 可见, 京广高速铁路起、停车附加时分数据驱动仿真计算结果和实际试验测算值相吻合, 仿真计算平均准确率达到 96.21%。起、停车附加时分误差分布如图 17 所示, 仿真计算的准确性与稳定性显著优于牵引计算: 上行仿真计算误差最集中稳定, 箱体紧凑, 中位数仅约 2%; 上行牵引计算误差有一定波动但无极端大值; 下行牵引计算误差离散性极强且存在极端大值, 稳定性最差; 下行仿真计算误差虽略大于上行仿真, 但远优于下行牵引计算且无极端大值, 整体表现较好。

表4 京广高速铁路下行起、停车附加时分仿真计算和实际值对比
Tab.4 Comparison of simulation calculation and actual values of additional time for starting and stopping of downward trains on Beijing-Guangzhou High Speed Railway

车站	停车附加时分					起车附加时分				
	实际值/s	牵引 计算值/s	牵引计算 准确率/%	数据驱动 仿真值/s	数据驱动仿真 准确率/%	实际值/s	牵引 计算值/s	牵引计算 准确率/%	数据驱动 仿真值/s	数据驱动仿真 准确率/%
安阳东	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
邢台东	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
石家庄	150	101	67.33	139	92.66	137	133	97.08	135	98.50
高邑西	194	147.6	76.08	177	91.24	138	148	92.75	129	93.47
邯郸东	137	182.7	66.64	129	94.16	198	207.2	95.35	193	97.47

注：—为实际试验时未测算。

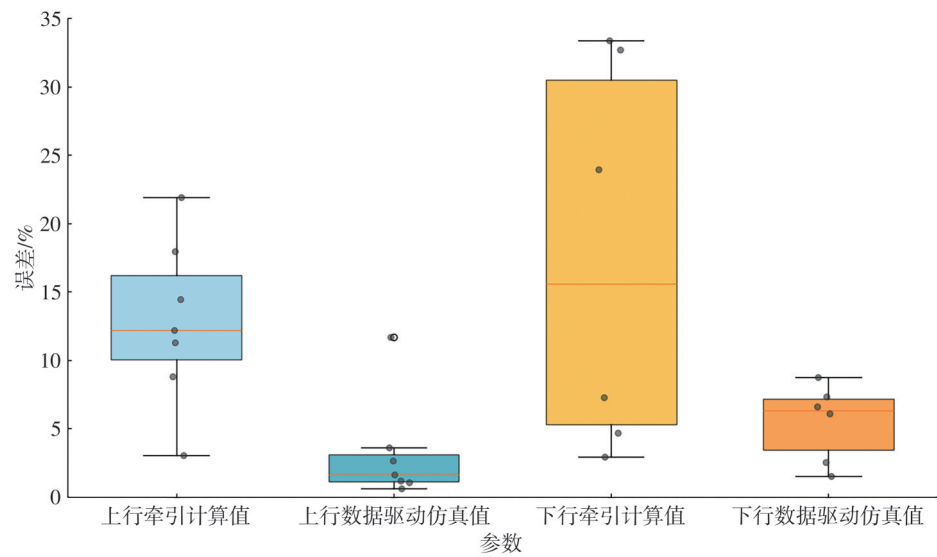


图17 起、停车附加时分误差分布

Fig.17 Error distribution of additional time for starting and stopping

4.2 区间纯运行时分验证

对京广高速铁路郑州东至北京西区段进行仿真，将所得到的区间纯运行时分结果与实际运行数据相

对比。京广高速铁路上行区间纯运行时分仿真计算和实际值对比如表5所示，京广高速铁路下行区间纯运行时分仿真计算和实际值对比如表6所示。

表5 京广高速铁路上行区间纯运行时分仿真计算和实际值对比
Tab.5 Comparison of simulation calculation and actual values of pure section running time for upward trains on Beijing-Guangzhou High Speed Railway

区间	实测值/s	牵引计算仿真值/s	牵引计算仿真准确率/%	数据驱动仿真值/s	数据驱动仿真准确率/%
安阳东—邯郸东	627	618	98.57	620	98.88
邯郸东—邢台东	549	543	98.91	543	98.91
邢台东—高邑西	689	622	90.32	723	95.06
高邑西—石家庄	461	480	95.68	480	95.88
石家庄—正定机场	452	490	91.46	416	92.03
正定机场—定州东	452	439	97.13	461	98.00
定州东—保定东	648	632	97.65	650	99.69
保定东—徐水东	256	250	98.01	260	98.44
徐水东—高碑店东	328	321	98.02	332	98.78
高碑店东—涿州东	221	218	98.64	224	98.64
涿州东—杜家坎所	538	421	78.29	503	93.49
杜家坎所—北京西	604	685	86.46	586	97.02

注：杜家坎所—北京西区段实际运行时分含停车附加时分。

表6 京广高速铁路下行区间纯运行时分仿真计算和实际值对比

Tab.6 Comparison of simulation calculation and actual values of pure section running time for downward trains on Beijing–Guangzhou High Speed Railway

区间	实测值/s	牵引计算仿真值/s	牵引计算仿真准确率/%	数据驱动仿真值/s	数据驱动仿真准确率/%
北京西—杜家坎所	605	542	89.59	592	97.85
杜家坎所—涿州东	554	567	97.65	527	95.12
涿州东—高碑店东	219	216	98.63	217	99.09
高碑店东—徐水东	328	335	97.87	323	98.48
徐水东—保定东	255	252	98.82	257	99.22
保定东—定州东	637	602	94.51	655	97.18
定州东—正定机场	455	448	98.46	458	99.34
正定机场—石家庄	445	431	96.85	433	97.30
石家庄—高邑西	472	469	99.36	477	98.94
高邑西—邢台东	626	611	97.60	621	99.20
邢台东—邯郸东	548	540	98.54	538	98.17
邯郸东—安阳东	625	620	99.20	626	99.84

注：北京西—杜家坎所区间实际运行时分含起车附加时分。

由表5、表6可见，模拟计算的区间纯运行时分与运行试验的实际数据相吻合，仿真计算平均准确率达到97.67%，纯运行时分误差分布如图18所示，从误差分布来看，上行列车牵引计算误差离散性最突出，存在约21.71%的最大误差(因准确率低至78.29%)，误差集中在2%~9%区间，受极端值影响大；上行仿真模拟最大误差约8%，误差集中于1%~4%，离散性显著优于上行牵引计算；下行牵引计算最大误差约10.41%(对应准确率89.59%)，无超20%的极端值，误差集中在1%~5%，稳定性好于上行牵引计算；下行仿真模拟表现最优，最大误差仅约2.15%(对应准确率97.85%)，误差集中在1%~2.5%，箱体最紧凑且无明显大误差。整体而言，仿真模拟的误差可控性优于牵引计算，且下行的计算稳定性普遍高于上行，证明仿真方法与结果具有可信度。

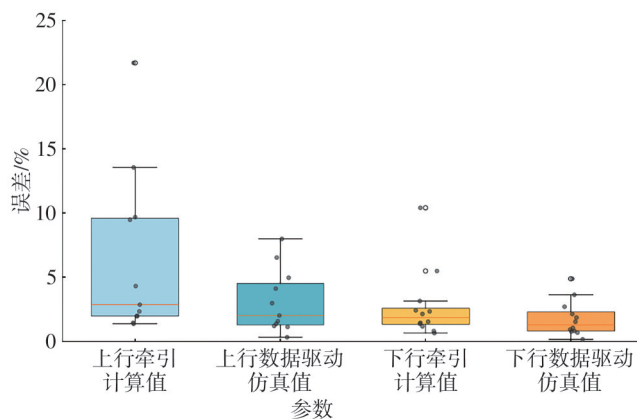


图18 纯运行时分误差分布

Fig.18 Error distribution of pure section running time

5 结束语

列车运行图参数是影响高速铁路通过能力的重要因素，同时也是体现高速铁路运营技术水平的重要指标。基于真实高速铁路运行数据开展列车区间运行时分仿真研究，能够有效弥补传统计算方法所得结果与实际运行数据偏差大的缺陷，对进一步提升繁忙高速铁路通过能力、指导新建高速铁路设计具有重要意义。针对不同高速铁路的基础数据差异问题，通过建立 Seq2seq 模型将实际运行数据与仿真计算数据映射，在编码器中利用 LSTM 网络学习列车运行过程中的速度、时间与里程数据的变化规律，在解码器中利用动态 Teacher forcing 策略学习线路 LKJ 基础数据与列车运行速度的匹配，可以使计算模型具备向相同速度等级和相似线路状态高速铁路的迁移能力，能够适应不同线路场景下的列车运行状态仿真和运行图参数精确计算。由于依托京沪高速铁路等条件较好线路的运行试验数据训练，应用在某些物理条件差异显著的线路上时可能泛化能力有限，需针对目标线路重新学习，未来仍需要进一步整合更多线路运行试验数据，进一步提升模型在复杂线路上的可迁移性。

参考文献：

- [1] 李和璧，梁家健，张守帅，等. 高速铁路动车组集群运行仿真技术研究[J]. 铁道运输与经济, 2022, 44(10): 135–143.
LI Hebi, LIANG Jiajian, ZHANG Shoushuai, et al. Research

- on Simulation Technology for Cluster Operation of High Speed Electrical Multiple Units[J]. Railway Transport and Economy, 2022, 44(10): 135–143.
- [2] 安 迪, 高金科, 李 博. 基于动力学理论的动车组运行仿真系统设计与研究[J]. 铁道运输与经济, 2020, 42(9): 26–33.
AN Di, GAO Jinke, LI Bo. A Design and Research of EMU Operation Simulation System Based on Dynamics Theory[J]. Railway Transport and Economy, 2020, 42(9): 26–33.
- [3] WANG J H, GHANEM A, RAKHA H, et al. A Rail Transit Simulation System for Multi-Modal Energy-Efficient Routing Applications[J]. International Journal of Sustainable Transportation, 2021, 15(3): 187–202.
- [4] NECHAY T, SHKANDYBIN Y, KLYUEV A, et al. The Basic Principles in Development of the Program Module for Calculating Time of Movement of Enterprise's Rolling Stock [J]. TEKA. Commission of Motorization and Energetics in Agriculture, 2013, 13(4): 184–190.
- [5] 陈荣武. CBTC系统列车运行仿真与优化策略[D]. 成都: 西南交通大学, 2011.
Chen Rongwu. Train Operation Simulation and Optimization Strategy of CBTC System[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2011.
- [6] 李 壮, 张宏翔, 鲁工圆, 等. 面向3 min追踪间隔的400 km/h高速列车追踪过程仿真分析[J]. 铁道运输与经济, 2024, 46(9): 15–25, 32.
LI Zhuang, ZHANG Hongxiang, LU Gongyuan, et al. Simulation Analysis of 400 km/h High Speed Train Tracking Process for 3 min Headway[J]. Railway Transport and Economy, 2024, 46(9): 15–25, 32.
- [7] KEIJI K, NAOHIKO H, SHIGERU M. Simulation Analysis of Train Operation to Recover Knock-on Delay under High-Frequency Intervals[J]. Case Studies on Transport Policy, 2015, 3(1): 92–98.
- [8] 帅 斌, 秦梦瑶, 许旻昊. 基于元胞自动机的高速铁路列车运行仿真研究[J]. 计算机仿真, 2022, 39(8): 153–159.
SHUAI Bin, QIN Mengyao, XU Minhao. Simulation Study of High-Speed Railroad Train Operation Based on Cellular Automata[J]. Computer Simulation, 2022, 39(8): 153–159.
- [9] LEJEUNE A, CHEVRIER R, VANDANJON P O, et al. Towards Eco-Aware Timetabling: Evolutionary Approach and Cascading Initialisation Strategy for the Bi-Objective Optimisation of Train Running Times[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2016, 10(7): 483–494.
- [10] 孟建军, 陈晓强, 胥如迅, 等. 基于多质点的城轨列车牵引计算分析与仿真[J]. 系统仿真学报, 2015, 27(3): 603–608, 619.
MENG Jianjun, CHEN Xiaoqiang, XU Ruxun, et al. Traction Calculation Analysis and Simulation of Urban Rail Train on Multi-Particle Model[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(3): 603–608, 619.
- [11] 田长海, 张守帅, 张岳松, 等. 高速铁路列车追踪间隔时间研究[J]. 铁道学报, 2015, 37(10): 1–6.
TIAN Changhai, ZHANG Shoushuai, ZHANG Yuesong, et al. Study on the Train Headway on Automatic Block Sections of High Speed Railway[J]. Journal of the China Railway Society, 2015, 37(10): 1–6.
- [12] 贺广宇. 列控车载设备的控车核心算法[J]. 中国铁道科学, 2018, 39(3): 110–116.
HE Guangyu. Core Algorithm for Train Control Onboard Equipment[J]. China Railway Science, 2018, 39(3): 110–116.
- [13] 王 军, 张星臣, 张 懿, 等. 基于监控数据挖掘的运行图参数查定与修正方法[J]. 中国铁道科学, 2011, 32(4): 117–121.
WANG Jun, ZHANG Xingchen, ZHANG Yi, et al. Method for the Measurement and Correction of Train Diagram Parameters Based on Monitoring Data Mining[J]. China Railway Science, 2011, 32(4): 117–121.
- [14] 门元昊, 吴 亮, 刘晓双, 等. 基于XGBoost模型的地铁列车运行状态仿真方法[J]. 城市轨道交通研究, 2022, 25(3): 102–106.
MEN Yuanhao, WU Liang, LIU Xiaoshuang, et al. A Metro Train Running State Simulation Method Based on XGBoost Model[J]. Urban Mass Transit, 2022, 25(3): 102–106.
- [15] DUCKWORTH D, NEELAKANTAN A, GOODRICH B, et al. Parallel Scheduled Sampling[EB/OL]. (2019–10–21) [2025–06–27]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1906.04331>.
(责任编辑 魏 然)