

DOI: 10.11817/j.issn.1672-7207.2023.04.039



引用格式: 吴锐东, 姚远, 李广. 基于RBFNN代理模型的高速机车横向动力学性能多目标优化[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2023, 54(4): 1644–1652.

Citation: WU Ruidong, YAO Yuan, LI Guang. Multi-objective optimization of high-speed locomotive lateral dynamics performance based on RBFNN surrogate model[J]. Journal of Central South University(Science and Technology), 2023, 54(4): 1644–1652.

基于RBFNN代理模型的高速机车横向动力学性能 多目标优化

吴锐东, 姚远, 李广

(西南交通大学 牵引动力国家重点实验室, 四川 成都, 610031)

摘要: 针对高速机车横向动力学中的悬挂参数优化问题, 首先, 以国内某型2B0轴式高速机车为基础, 采用SIMPACK软件建立该机车动力学模型; 其次, 以蛇行稳定性和横向平稳性指标为优化目标, 同时兼顾新轮和磨耗轮2种轮轨接触状态, 通过拉丁超立方试验设计方法对关键悬挂参数进行采样设计; 最后, 根据试验设计结果构建转向架悬挂参数映射到机车横向动力学性能的RBFNN代理模型, 并利用Sobol敏感性和Pearson相关性分析方法来量化悬挂参数对优化目标的影响程度。研究表明: 在参数给定优化范围内, 机车横向动力学性能几乎不受二系横向减振器节点刚度变化的影响; 而蛇行稳定性对一系纵向刚度、抗蛇行减振器节点刚度以及抗蛇行减振器阻尼较敏感, 前后司机室横向平稳性对二系横向刚度最敏感, 在高速机车转向架设计中应该给予重视。此外, 将代理模型结合遗传算法NSGA-III搭建快速多目标优化平台, 并通过动力学仿真结果验证该平台的准确性, 可有效替代车辆系统动力学模型仿真计算及优化。

关键词: 高速机车; 蛇行稳定性; 横向平稳性; 代理模型; 多目标优化

中图分类号: U260.11

文献标志码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID)



文章编号: 1672-7207(2023)04-1644-09

Multi-objective optimization of high-speed locomotive lateral dynamics performance based on RBFNN surrogate model

WU Ruidong, YAO Yuan, LI Guang

(State Key Laboratory of Traction Power, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Aiming at the optimization problem of suspension parameters in high-speed locomotive lateral dynamics, firstly, based on a certain type of domestic 2B0 high-speed locomotive, the locomotive dynamics model was established by SIMPACK. Secondly, key suspension parameters were designed by the method of Latin hypercube sampling, which took the evaluating indexes of hunting stability and lateral ride comfort as

收稿日期: 2022-07-10; 修回日期: 2022-09-15

基金项目(Foundation item): 国家自然科学基金资助项目(U2268211); 四川省自然科学基金资助项目(2022NSFSC0034, 2022NSFSC1901); 牵引动力国家重点实验室自主研究课题(2022TPL-T02) (Project(U2268211) supported by the National Natural Science Foundation of China; Projects(2022NSFSC0034, 2022NSFSC1901) supported by the Natural Science Foundation of Sichuan Province; Project(2022TPL-T02) supported by the Independent Research and Development Project of State Key Laboratory of Traction Power)

通信作者: 姚远, 博士, 研究员, 从事机车车辆设计理论和车辆系统动力学研究; E-mail: yyuan8848@163.com

optimization objectives, and two types of wheel-rail contact states of new wheel and worn wheel were considered. Finally, according to the design of experiment results, a radial basis function neural network surrogate model was established, which mapped the bogie suspension parameters to the lateral dynamics performance of high-speed locomotive. Besides, Sobol sensitivity analysis and Pearson correlation analysis methods were utilized to quantify the effect degree between the suspension parameters and optimization objectives. The results show that in the given optimization range of parameters, the lateral dynamics performance of high-speed locomotive is almost not affected by the variation of the secondary lateral damper series stiffness. Hunting stability is more sensitive to suspension parameters including the primary longitudinal stiffness, the yaw damper series stiffness, and the damping of yaw damper. Moreover, lateral ride comfort is sensitive extremely to the secondary lateral stiffness, which should be given more consideration in the bogie design of high-speed locomotive. In addition, a fast multi-objective optimization platform was built for the surrogate model through the genetic algorithm NSGA-III, and the accuracy was verified by the results of dynamic simulation, which can effectively replace the simulation calculation and optimization of the vehicle system dynamics model.

Key words: high-speed locomotive; hunting stability; lateral ride comfort; surrogate model; multi-objective optimization

随着车辆运营速度不断提高,高速机车横向动力学的研究具有越来越重要的意义。蛇行稳定性和横向平稳性作为轨道车辆横向动力学中2个非常重要的评价指标,分别保证了高速机车的运行稳定性和乘坐舒适性^[1-2]。国内外学者对机车车辆横向动力学性能优化方面进行了广泛研究,YAO等^[3]针对高速列车提出蛇行稳定性健壮性的概念,并考虑车辆运行速度、悬挂参数及轮轨接触等效锥度扰动的影响,对转向架关键悬挂参数进行多目标优化,得到了基于蛇行稳定性健壮性的关键悬挂参数优化匹配规则。陈迪来等^[4]基于模糊数学的欧式贴近度准则,以降低系统耦合度为目标,对车辆悬挂参数进行优化设计,减弱横向耦合振动,从而改善车辆横向平稳性。AHMADIAN等^[5]考虑轮轨接触和抗蛇行减振器的非线性特性,研究了系统参数对稳定性的影响,发现在一定范围内增大抗蛇行减振器阻尼会降低临界速度。PARK等^[6]从阻尼参数、一系定位刚度、二系横向刚度以及轮轨蠕滑系数、轨道同向和反向激励变化情况的综合角度,研究车辆横向平稳性。

但是,由于机车车辆动力学模型结构复杂,且影响横向动力学性能的悬挂参数较多,易产生高维、强非线性的响应,不利于快速、准确地对参数进行分析及优化设计,代理模型为此提供了有效的解决途径^[7-9]。代理模型通过描述设计变量和响应之间的关系来替代动力学模型,能明显提高计算效率,具有广泛的应用前景。YANG等^[10]基于轨道车

辆垂向动力学模型,构建了基于平稳性的悬挂参数虚拟样机Kriging代理模型,利用MIGA算法确定了悬挂参数的优化组合。陈昌富等^[11]采用最小二乘支持向量机代理模型对地基沉降进行分析,并通过有限元模型证实了分析结果的可靠性。KHAIRY等^[12]应用多项式回归、Kriging、径向基函数逼近和径向基函数神经网络4种代理模型进行鲁棒参数优化设计,验证了代理模型在模拟工程问题方面优异的非线性拟合能力。

本文通过SIMPACK建立了90自由度的高速机车动力学模型。选取与机车横向动力学性能密切相关的8个关键转向架悬挂参数进行拉丁超立方采样设计,通过仿真计算高速机车蛇行稳定性和横向平稳性指标,并且构建径向基函数神经网络代理模型,采用Sobol全局敏感性和Pearson相关性分析方法量化悬挂参数对横向动力学性能的影响程度。最后,结合NSGA-III算法构建代理模型快速多目标优化平台并验证其准确性,为高速机车横向动力学性能优化及悬挂参数设计提供了一定的理论基础和思路。

1 动力学建模

1.1 高速机车动力学模型

根据国内某型2B0轴式高速机车的结构及悬挂参数,通过SIMPACK软件建立对应的动力学模

型,如图1所示,模型主要参数组见表1。该模型由刚体、铰接、力元和约束等元素构成,其中,刚体包括1个车体、2个构架、4个轮对、4个电机、8个轴箱转臂、2个牵引拉杆及4个空心轴。一系悬挂作用于构架和轮对之间,其垂向刚度由一系轴箱弹簧提供,纵向和横向刚度由转臂定位提供。二系悬挂作用于车体和构架之间,主要由垂向减振器、抗蛇行减振器、二系横向减振器和高圆弹簧组成,并考虑了二系横向止挡和抗侧滚扭杆。

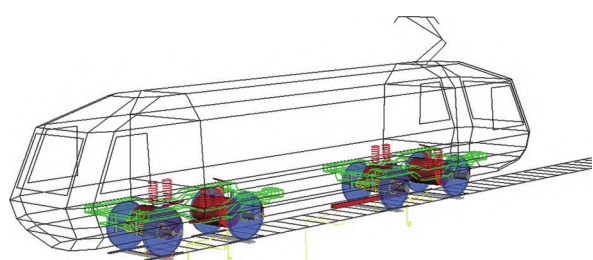


图1 高速机车动力学模型
Fig. 1 High-speed locomotive dynamics model

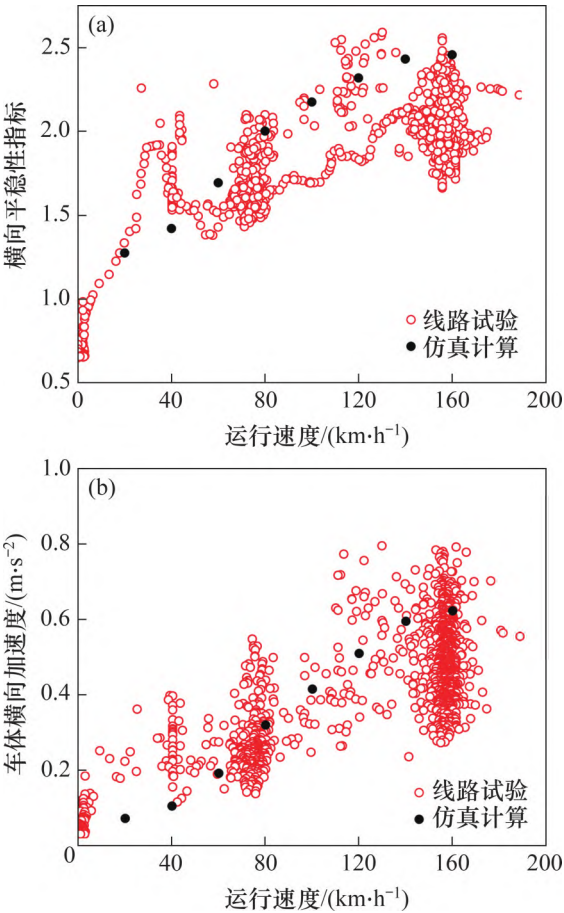
表1 模型主要参数

参数	数值
轴距/m	2.9
定距/m	9
车体质量/t	42
一系横向刚度/(kN·m ⁻¹)	3 500
抗蛇行减振器阻尼/(kN·s·m ⁻¹)	800

车体、构架、轮对及电机均有6个自由度,空心轴相对轮对有横移、摇头和侧滚3个自由度,牵引拉杆相对车体有点头和摇头2个自由度,轴箱转臂有1个绕车轴旋转的自由度,整个模型共90个自由度。钢轨采用标准CHN60型面,轨距为1 435 mm,踏面采用JM3磨损型踏面,并将武广线路实测轨道不平顺加于直线轨道。

1.2 模型验证

为了验证动力学模型的准确性,对上述机车动力学模型进行时域仿真,并与线路试验结果比较^[13]。图2所示为机车横向平稳性指标和车体横向加速度的对比结果。由图2可见:横向平稳性指标和车体横向加速度的仿真计算与线路试验规律一致,动力学模型的准确性得以验证。



(a) 机车横向平稳性指标; (b) 车体横向加速度

图2 线路试验和动力学仿真结果对比

Fig. 2 Comparisons between line test and dynamic simulation results

2 构建代理模型

2.1 RBFNN代理模型理论

常见的代理模型有Kriging代理模型、神经网络代理模型、响应面代理模型等,作为神经网络代理模型的一种,径向基函数神经网络(radial basis function neural network, RBFNN)代理模型由于优异的逼近能力和更快的学习速度而得到广泛应用,是一种由输入层、单个隐藏层以及输出层组成的三层前馈网络,结构特点如图3所示^[12]。输入层将 m 个输入参数以向量 $\mathbf{x}=[x_1, x_2, \cdots, x_m]^T$ 的形式导入模型,由隐藏层神经元进行非线性变换,再由输出层进行线性变换,最终得到由 n 个响应组成的输出向量 $\mathbf{y}=[y_1, y_2, \cdots, y_n]^T$ 。

理论上, RBFNN 具有逼近任意复杂非线性映

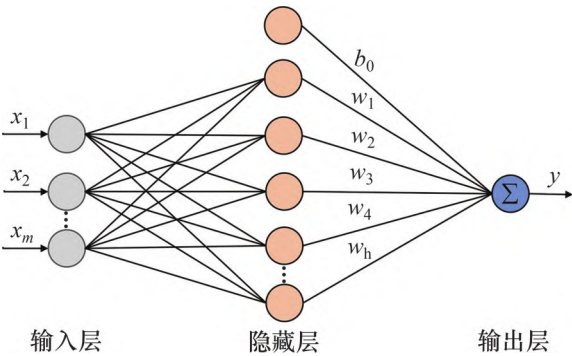


图 3 RBFNN 示意图
Fig. 3 Schematic diagram of RBFNN

射的能力, 即

$$f = \mathbf{R}^m \rightarrow \mathbf{R}^n \quad (1)$$

根据定义, 输出响应的计算公式如下:

$$y = f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^h w_i \phi(\|\mathbf{x} - \mathbf{u}_i\|) + b_0 \quad (2)$$

式中: $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^m$; $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^n$; h 为隐藏层神经元个数; $\mathbf{u}_i$ 为隐藏层隐藏节点的中心向量, $\mathbf{u}_i \in \mathbf{R}^m$; b_0 为偏置值; w_i 为权值; $\|\cdot\|$ 为欧几里德范数; $\phi(\cdot)$ 为高斯径向基函数。

受到径向基函数局部特性的影响, 如果 $\mathbf{x}$ 离 $\mathbf{u}_i$ 越远, 神经元的激活程度越低, 模型拟合能力就越差。引入 K -means 聚类算法, 使代理模型从输入向量中自组织地选择 $\mathbf{u}_i$, 以动态调节的方式来提高神经元的激活程度^[14]。

2.2 拉丁超立方试验设计

设计参数采样的质量直接影响到代理模型的精度, 而拉丁超立方采样可以充分保证样本空间的投影均匀性, 有效提高采样质量^[15-16]。因此, 采用拉丁超立方采样对悬挂参数进行试验设计, 并对试验设计结果进行参数分析。

考虑图 4 所示的新轮和磨损轮 2 种车轮踏面, 将相应的轮轨接触工况定义为正常锥度和高锥度工况, 轮轨接触工况参数的具体值如表 2 所示, 并以机车蛇行稳定性和横向平稳性为优化目标, 对 8 个参数进行采样设计。设置采样次数为 1 000 次, 参数采样范围如表 3 所示。然后, 通过建立的 MATLAB/SIMPACT 联合仿真界面对采样后的悬挂参数组合进行仿真计算, 提取对应的线性稳定性指标和横向平稳性指标, 分别用来评价机车蛇行稳定性和横向平稳性性能。

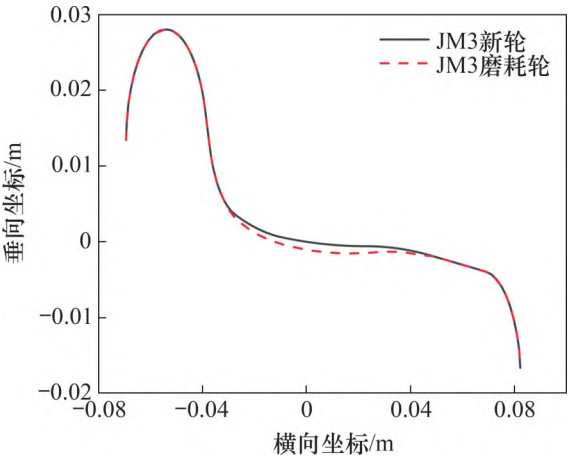


图 4 2 种车轮踏面轮廓曲线
Fig. 4 Two types of wheel tread profile curves

表 2 轮轨接触工况设置

Table 2 Setting of wheel-rail contact working condition

工况	踏面	轨底坡率	等效锥度
正常锥度	新轮	1/40	0.10
高锥度	磨损轮	1/40	0.40

表 3 设计参数范围

Table 3 Design parameters ranges

设计参数	最小值	最大值
一系纵向刚度 $k_{px}/(\text{kN} \cdot \text{m}^{-1})$	10 000	50 000
一系横向刚度 $k_{py}/(\text{kN} \cdot \text{m}^{-1})$	2 000	10 000
二系纵向刚度 $k_{sx}/(\text{kN} \cdot \text{m}^{-1})$	100	500
二系横向刚度 $k_{sy}/(\text{kN} \cdot \text{m}^{-1})$	100	500
抗蛇行减振器阻尼 $c_{sx}/(\text{kN} \cdot \text{s} \cdot \text{m}^{-1})$	400	1 600
二系横向减振器阻尼 $c_{sy}/(\text{kN} \cdot \text{s} \cdot \text{m}^{-1})$	20	60
节点刚度 $k_{ncsx}/(\text{kN} \cdot \text{m}^{-1})$	10 000	50 000
节点刚度 $k_{ncsy}/(\text{kN} \cdot \text{m}^{-1})$	10 000	50 000

2.3 代理模型的构建及验证

根据拉丁超立方采样及联合仿真结果, 以上述 8 个关键悬挂参数作为输入, 蛇行稳定性和横向平稳性作为输出, 采用 Python 语言来构建 RBFNN 代理模型, 以决定系数 R^2 来验证代理模型的准确性^[17]。 R^2 可以反映回归贡献的相对程度, R^2 越接近于 1, 代理模型的拟合效果越好, 其计算公式如下:

$$R^2 = \frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2}{\sum_{j=1}^n (\hat{y}_j - \bar{y})^2} \quad (3)$$

式中: y_j 为代理模型预测值; $\hat{y}_j$ 为 SIMPACK 仿真值; $\bar{y}$ 为仿真值均值。

为确定使代理模型最为准确时所对应的最佳聚类簇数, 设置了不同的初始聚类簇数 d 来观察决定系数的变化如图 5 所示。由图 5 可见: $d=350$ 时为最佳聚类簇数, 代理模型隐藏层神经元的激活程度最高, 线性稳定性指标 ζ 、前司机室平稳性指标 W_{yf} 和后司机室平稳性指标 W_{yb} 的 R^2 达 0.9 以上, 均值高达 0.95。

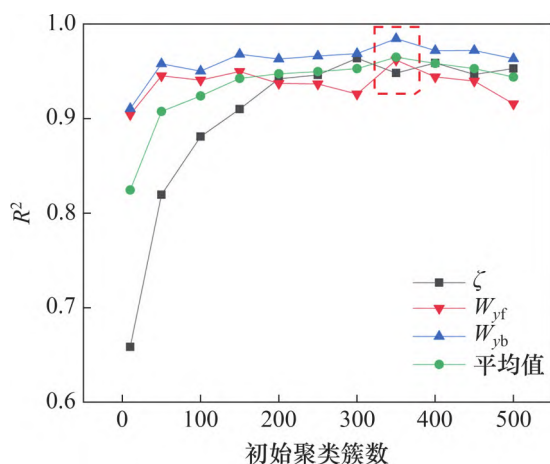


图 5 不同聚类簇数的 R^2 曲线

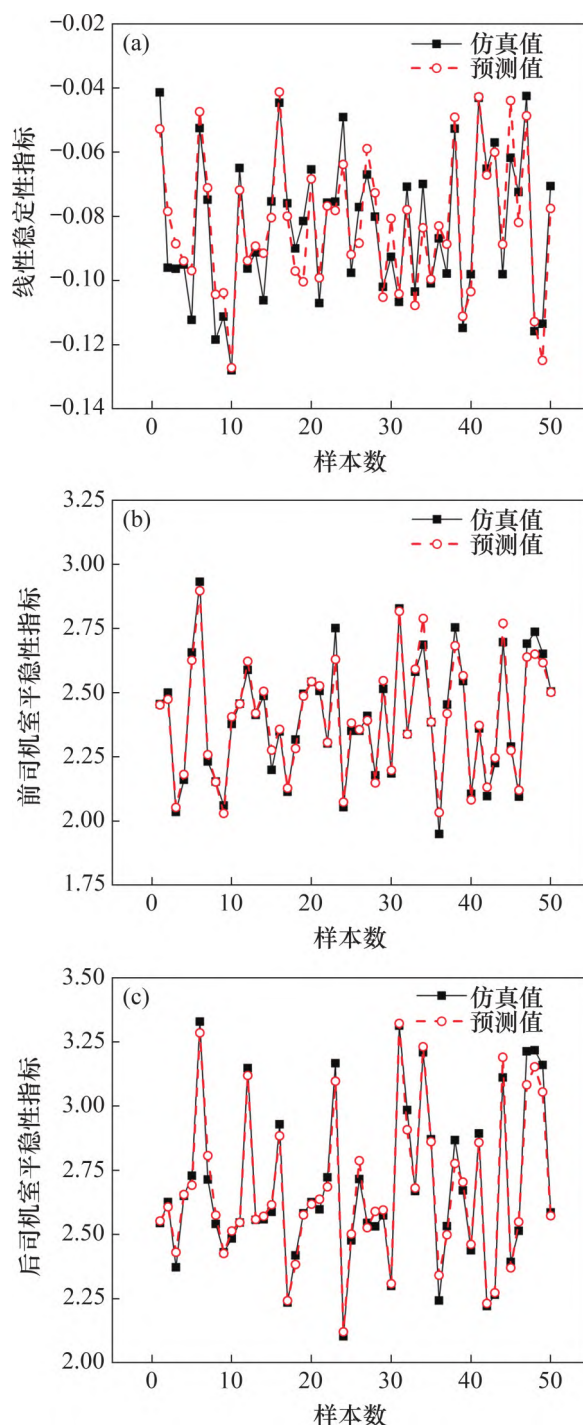
Fig. 5 R^2 curves of different cluster numbers

因此, 取 $d=350$ 来构建代理模型, 此时 SIMPACK 仿真值与代理模型预测值的数值对比如图 6 所示。由图 6 可知: SIMPACK 仿真值与代理模型预测值十分接近。一般来说, 当决定系数达到 0.8 以上时, 拟合效果可视为良好。因此, 本文构建的代理模型准确性得以验证。

3 敏感性和相关性分析

3.1 Sobol 全局敏感性分析

采样后的参数组合在多维空间中相当分散, 且数据量较多, 动力学模型计算复杂, 不易于分析参数对优化目标的影响程度。因此, 本文基于 RBFNN 代理模型进行全局敏感性分析。常见的全局敏感性分析方法包括回归分析法、傅里叶幅值分析法、基于方差的分析法等^[18-20]。采用基于方差的 Sobol 全局敏感性分析方法, 计算悬挂参数对横向动力学指标的方差贡献, 评估各参数的敏感性, 计算公式如下^[19]:



(a) 线性稳定性指标; (b) 前司机室平稳性指标;
(c) 后司机室平稳性指标

图 6 SIMPACK 仿真值与预测值的对比

Fig. 6 Comparison between SIMPACK simulation values and prediction values

假设输入样本 $\mathbf{x}$ 与响应 $\mathbf{y}$ 之间的关系为

$$\mathbf{y} = f(\mathbf{x}) = f(x_1, x_2, \dots, x_m) \quad (4)$$

式中: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ 为悬挂参数数值, $m=8$; $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ 为横向动力学指标, $n=3$ 。 $f(\mathbf{x})$

以函数和的形式分解为

$$f(\mathbf{x}) = f_0 + \sum_{i=1}^m f_i(x_i) + \sum_{1 \leq i < g \leq m} f_{i,g}(x_i, x_g) + \dots + f_{1, \dots, m}(x_1, \dots, x_m) \quad (5)$$

式中: f_0 表示常数, 且该分解形式是唯一的。 $f(\mathbf{x})$ 的总方差 D 和 s 阶偏方差 $D_{i_1, i_2, \dots, i_s}$ 表示为:

$$D = \int f^2(\mathbf{x}) d\mathbf{x} - f_0^2 \quad (6)$$

$$D_{i_1, i_1, \dots, i_s} = \int_0^1 \dots \int_0^1 f^2(x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_s}) dx_{i_1} dx_{i_2} \dots dx_{i_s} \quad (7)$$

针对第 j 个优化目标 y_j 所对应的输入参数 x_i 的 s 阶敏感性系数为

$$S_{i_1, i_2, \dots, i_s} = \frac{D_{i_1, i_2, \dots, i_s}(j)}{D(j)}, s = 1, 2, \dots, m \quad (8)$$

因此, 对应 x_i 的全局敏感性系数 S_i 表示为

$$S_i = S_{i1} + S_{i1, i2} + \dots + S_{i1, i2, \dots, im} \quad (9)$$

根据上述公式, 计算悬挂参数对优化目标的 Sobol 全局敏感性系数 S_i 。图 7(a) 和图 7(b) 所示分别为正常锥度和高锥度轮轨接触状态的敏感性分析结果。

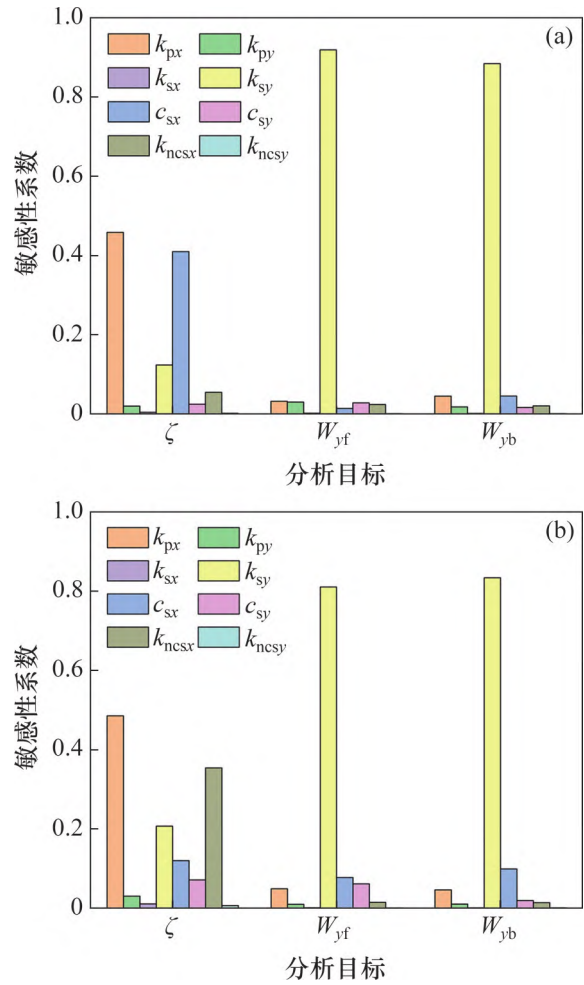
敏感性系数越大, 说明优化目标对该参数越敏感; 反之, 代表该参数的变化对优化目标影响很小。由图 7 可见: 正常锥度和高锥度轮轨接触状态下的横向动力学性能对 k_{sy} 表现敏感, 在平稳性方面尤为突出; 高锥度轮轨接触状态下的稳定性则对 k_{ncsx} 表现更为敏感。2 种状态下的稳定性和平稳性对 k_{px} 和 c_{sx} 较为敏感, 尤其是稳定性; 稳定性和平稳性则对 c_{sy} , k_{py} , k_{sx} 和 k_{ncsy} 影响较小, 尤其是对 k_{ncsy} 来说, 其敏感性系数基本为 0, 故认为机车横向动力学性能几乎不受 k_{ncsy} 变化的影响。

3.2 相关性分析

为了更准确地分析参与优化的悬挂参数对横向动力学指标的影响, 对总体参数和指标集进行广义线性回归分析^[21-22]。悬挂参数 $\mathbf{x}$ 与横向动力学指标 $\mathbf{y}$ 之间的 Pearson 相关性系数 $\rho_{x,y}$ 的计算公式如下:

$$\rho_{x,y} = \frac{\text{cov}(\mathbf{x}, \mathbf{y})}{\sigma_x \sigma_y} \quad (10)$$

式中: $\text{cov}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 表示总体协方差; σ_x 和 σ_y 分别为 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$ 的标准差。



(a) 正常锥度工况; (b) 高锥度工况

图7 悬挂参数敏感性分析结果

Fig. 7 Sensitivity analysis results of suspension parameters

根据上述公式, 计算各悬挂参数与分析目标之间的相关性系数, 如图 8 所示。由图 8 可见: 增大 k_{py} 和 k_{sx} 能够提高 2 种轮轨接触状态下的稳定性和平稳性, 选取给定优化范围内 k_{py} 和 k_{sx} 的较大值更为合适; 减小 k_{px} , k_{sy} , c_{sx} 和 k_{ncsx} 能够提高稳定性和平稳性, 选取这 4 个参数给定优化范围内的较小值则更为合适。而对于 k_{ncsy} 来说, 它与平稳性及稳定性指标之间几乎没有相关性。

另外, 与稳定性的相关性系数较大的参数是 k_{px} , k_{sy} , k_{ncsx} , c_{sx} , k_{py} , k_{sx} 和 c_{sy} , 与平稳性的相关性系数最大的参数是 k_{sy} , c_{sx} , k_{px} , k_{py} , c_{sy} , k_{ncsx} 和 k_{sx} 。这与 3.1 节中敏感性分析结果基本对应, 其关键影响参数是一致的。

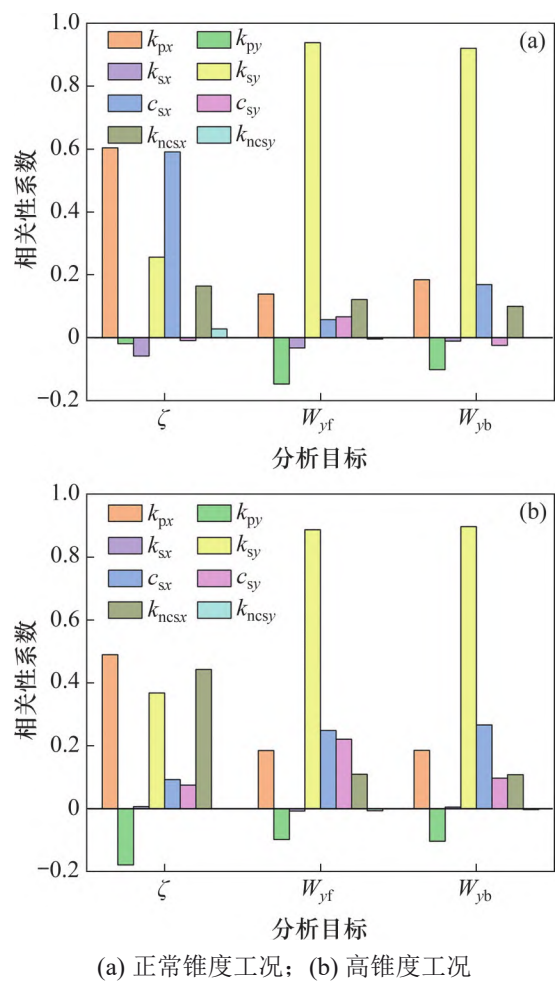


图8 悬挂参数相关性分析结果

Fig. 8 Correlation analysis results of suspension parameters

4 多目标优化

基于2.3节中的RBFNN代理模型，结合遗传算法构建快速多目标优化平台。较常用的遗传算法NSGA-II而言，NSGA-III算法通过高维目标下的分布参考点来维持种群多样性，更适用于3个及以上的高维多目标优化问题^[23-24]。此外，无论是在正常锥度还是高锥度轮轨接触状态下，后司机室横向平稳性比前司机室横向平稳性差，且通过相关性分析可知，前、后司机室横向平稳性之间呈较强的正相关，因此，优化目标应重点关注后司机室横向平稳性。本节以上述2种轮轨接触状态下的蛇行稳定性和后司机室横向平稳性为目标，根据3.1~3.2节中的分析结果，结合代理模型采用

NSGA-III算法进行多目标优化设计，优化方向为该4个目标取较小值，优化问题表示形式如下：

$$\min\{\zeta_{\text{norm}}, \zeta_{\text{high}}, W_{\text{ynorm}}, W_{\text{yhigh}}\} \tag{11}$$

设置最优个体系数为0.1，交叉概率为0.9。图9所示为多目标优化的Pareto前沿，图9中， ζ_{norm} 为正常锥度线性稳定性指标， ζ_{high} 为高锥度线性稳定性指标， W_{ynorm} 为正常锥度后司机室横向平稳性指标， W_{yhigh} 为高锥度后司机室横向平稳性指标，点越大、颜色越深代表横向平稳性指标越小，横向平稳性越好。由图9可见： ζ_{norm} 和 ζ_{high} 之间呈较强负相关趋势，而 ζ_{norm} 和 W_{ynorm} 之间呈较强正相关趋势，即当正常锥度稳定性较好时，机车横向平稳性较好，但高锥度稳定性较差。

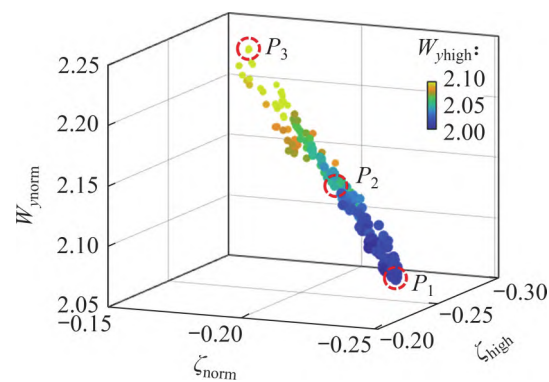


图9 多目标优化的 Pareto 前沿

Fig. 9 Pareto frontier of multi-objective optimization

多目标优化得出220组Pareto优化解集，为验证优化结果的有效性，从Pareto优化解集中随机选取3组优化解(P_1 、 P_2 和 P_3)，将对应的悬挂参数输入SIMPACK动力学仿真模型中进行仿真计算，并与代理模型优化预测值进行比较。表4和表5所示分别为悬挂参数代理模型预测值与动力学仿真值的对比和相对误差。

表4 悬挂参数代理模型预测值与SIMPACK仿真值

Table 4 Prediction values of surrogate model and simulation values of SIMPACK of suspension parameters

编号	类型	ζ_{norm}	ζ_{high}	W_{ynorm}	W_{yhigh}
P_1	预测值	-0.251 6	-0.215 2	2.089 9	2.009 6
	仿真值	-0.241 4	-0.211 3	2.051 3	1.929 4
P_2	预测值	-0.212 8	-0.258 6	2.125 8	2.048 4
	仿真值	-0.205 5	-0.253 6	2.160 7	2.024 3
P_3	预测值	-0.156 5	-0.294 4	2.210 4	2.096 3
	仿真值	-0.158 0	-0.283 0	2.235 1	2.084 6

由表4和表5可知:正常锥度线性稳定性指标的多目标优化预测值与仿真值之间的相对误差较其余3个目标来说普遍偏大,均值达2.92%,但所有目标的相对误差均低于5%,最低误差仅为0.56%,远远低于工程上10%的误差界限,这进一步证明了构建代理模型进行多目标优化的有效性。此外,文中所使用的PC配置为Windows 10系统、8 GB内存、i7-7500U处理器。在相同配置及工况下,运用动力学模型的非线性多目标优化需耗时48 h以上,而运用快速多目标优化平台的仿真计算及优化耗时约为36 s,可见基于代理模型的快速多目标优化平台计算速度也要远比运用动力学模型的多目标优化的速度快。

表5 悬挂参数预测值与仿真值的相对误差

Table 5 Relative errors between prediction values and simulation values of suspension parameters %

编号	ζ_{norm}	ζ_{high}	W_{ynorm}	W_{yhigh}
P_1	4.23	1.85	1.88	4.16
P_2	3.55	1.97	1.62	1.19
P_3	0.95	4.03	1.11	0.56

5 结论

1) 针对2B0轴式高速机车多目标优化得到的Pareto前沿显示,在新轮状态下,蛇行稳定性和横向平稳性存在较强的正相关关系;在磨耗轮状态下,车体横向平稳性一般较好。由于新轮、磨耗轮状态下的蛇行稳定性对悬挂参数的需求存在一定的矛盾性,因此在高速机车设计中不应仅考虑单一轮轨状态下的蛇行稳定性,应当选取能够兼顾这2种轮轨接触状态下蛇行稳定性的悬挂参数组合。

2) 选取一系横向刚度、二系纵向刚度在优化范围内的较大值,并选取一系纵向刚度、二系横向刚度、抗蛇行减振器阻尼和节点刚度在优化范围内的较小值,能够兼顾不同轮轨接触状态的机车横向动力学性能。其中,一系纵向刚度、二系横向刚度、抗蛇行减振器阻尼及节点刚度对机车横向动力学性能影响较大。

3) 采用Python语言构建的径向基函数神经网络代理模型平均预测精度高达0.95以上,能够有

效替代SIMPACK动力学模型进行仿真计算,极大地减少计算工作量,并结合NSGA-III遗传算法成功构建代理模型快速多目标优化平台,从而显著地提高多目标优化的计算效率。

参考文献:

- [1] YAO Yuan, LI Guang, SARDAHI Y, et al. Stability enhancement of a high-speed train bogie using active mass inertial actuators[J]. *Vehicle System Dynamics*, 2019, 57(3): 389–407.
- [2] 李响,任尊松,徐宁. 基于转向架悬挂参数与踏面锥度优化的高速车辆动力学性能分析[J]. *铁道学报*, 2018, 40(3): 39–44.
LI Xiang, REN Zunsong, XU Ning. Dynamic performance analysis of high-speed vehicle based on optimization of bogie suspension parameters and tread conicity[J]. *Journal of the China Railway Society*, 2018, 40(3): 39–44.
- [3] YAO Yuan, LI Guang, WU Guosong, et al. Suspension parameters optimum of high-speed train bogie for hunting stability robustness[J]. *International Journal of Rail Transportation*, 2020, 8(3): 195–214.
- [4] 陈迪来,沈钢,宗聪聪. 基于耦合度的铁道车辆平稳性分析[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2018, 46(1): 118–124.
CHEN Dilai, SHEN Gang, ZONG Congcong. Analysis of ride quality of railway vehicle based on coupling degree[J]. *Journal of Tongji University(Natural Science)*, 2018, 46(1): 118–124.
- [5] AHMADIAN M, YANG Shaopu. Effect of system nonlinearities on locomotive bogie hunting stability[J]. *Vehicle System Dynamics*, 1998, 29(6): 365–384.
- [6] PARK J H, KOH H I, KIM N P. Parametric study of lateral stability for a railway vehicle[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2011, 25(7): 1657–1666.
- [7] 向活跃,李永乐,苏洋,等. 铁路风屏障防风效果代理模型优化[J]. *西南交通大学学报*, 2016, 51(6): 1098–1104.
XIANG Huoyue, LI Yongle, SU Yang, et al. Surrogate model optimizations for protective effects of railway wind barriers[J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2016, 51(6): 1098–1104.
- [8] 韩忠华. Kriging模型及代理优化算法研究进展[J]. *航空学报*, 2016, 37(11): 3197–3225.
HAN Zhonghua. Kriging surrogate model and its application to design optimization: a review of recent progress[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2016, 37(11): 3197–3225.
- [9] 石灵健. 基于主动学习代理模型的结构可靠性分析方法研究[D]. 南京: 东南大学, 2019: 5–13.
SHI Lingjian. Research on structural reliability analysis

- based on active learning surrogate model[D]. Nanjing: Southeast University, 2019: 5–13.
- [10] YANG Yue, ZENG Wei, QIU Wensheng, et al. Optimization of the suspension parameters of a rail vehicle based on a virtual prototype Kriging surrogate model[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit, 2016, 230(8): 1890–1898.
- [11] 陈昌富, 李欣, 龚晓南, 等. 基于支持向量机沉降代理模型复合地基优化设计方法[J]. 铁道科学与工程学报, 2018, 15(6): 1424–1429.
- CHEN Changfu, LI Xin, GONG Xiaonan, et al. Composite foundation's optimization design of settlement's surrogate models based on support vector machines[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2018, 15(6): 1424–1429.
- [12] KHAIRY E, CHRIS L. Robust parameter design optimization using Kriging, RBF and RBFNN with gradient-based and evolutionary optimization techniques[J]. Applied Mathematics and Computation, 2014, 236(4): 325–344.
- [13] LI Guang, WU Ruidong, DENG Xiaoxing, et al. Suspension parameters matching of high-speed locomotive based on stability/comfort Pareto optimization[J]. Vehicle System Dynamics, 2022, 60(11): 3848–3867.
- [14] 周本金, 陶以政, 纪斌, 等. 最小化误差平方和 k -means 初始聚类中心优化方法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(15): 48–52.
- ZHOU Benjin, TAO Yizheng, JI Bin, et al. Optimizing k -means initial clustering centers by minimizing sum of squared error[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(15): 48–52.
- [15] 吴振君, 王水林, 葛修润. LHS 方法在边坡可靠度分析中的应用[J]. 岩土力学, 2010, 31(4): 1047–1054.
- WU Zhenjun, WANG Shuilin, GE Xiurun. Application of Latin hypercube sampling technique to slope reliability analysis[J]. Rock and Soil Mechanics, 2010, 31(4): 1047–1054.
- [16] 任鹏哲, 刘友波, 刘挺坚, 等. 基于互信息贝叶斯网络的配电网拓扑鲁棒辨识算法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(9): 55–62.
- REN Pengzhe, LIU Youbo, LIU Tingjian, et al. Robust identification algorithm for distribution network topology based on mutual-information Bayesian network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(9): 55–62.
- [17] 鲍诺, 王春洁, 赵军鹏, 等. 基于响应面法的结构动力学模型修正[J]. 振动与冲击, 2013, 32(16): 54–58.
- BAO Nuo, WANG Chunjie, ZHAO Junpeng, et al. Model updating of structure dynamics based on response surface methodology[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(16): 54–58.
- [18] 高永涛, 吴庆良, 吴顺川, 等. 基于因素分布模型的微震定位精度敏感性分析[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2015, 46(9): 3429–3436.
- GAO Yongtao, WU Qingliang, WU Shunchuan, et al. Sensitivity analysis of microseismic positioning accuracy based on distribution models of influencing factors[J]. Journal of Central South University(Science and Technology), 2015, 46(9): 3429–3436.
- [19] SOBOL I M. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates[J]. Mathematics & Computers in Simulation, 2001, 55(1/2/3): 271–280.
- [20] 辛莉峰, 李小珍, 朱艳. 基于 eFAST 方法的车-线-桥耦合系统全局敏感性分析[J]. 中国铁道科学, 2019, 40(4): 46–51.
- XIN Lifeng, LI Xiaozhen, ZHU Yan. Global sensitivity analysis of vehicle-track-bridge coupling system based on eFAST method[J]. China Railway Science, 2019, 40(4): 46–51.
- [21] 李明, 刘斌, 张亮. 高速列车头型气动外形关键结构参数优化设计[J]. 机械工程学报, 2016, 52(20): 120–125.
- LI Ming, LIU Bin, ZHANG Liang. Optimization design on key structural parameter of high speed EMU head-type aerodynamic shape[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(20): 120–125.
- [22] 钱名军, 李引珍, 江涌, 等. 基于协整和误差修正的货车保有量测算模型[J]. 铁道学报, 2019, 41(11): 10–17.
- QIAN Mingjun, LI Yinzen, JIANG Yong, et al. Calculation method on number of freight wagons reasonably kept by railway based on cointegration theory and error correction model[J]. Journal of the China Railway Society, 2019, 41(11): 10–17.
- [23] 刘书婧, 李洋洋, 刘敬平, 等. 基于 NSGA-II 多目标优化的 Atkinson 发动机及整车性能分析[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2021, 52(9): 3366–3380.
- LIU Shujing, LI Yangyang, LIU Jingping, et al. Performance analysis of Atkinson engine and vehicle based on NSGA-II multi-objective optimization[J]. Journal of Central South University(Science and Technology), 2021, 52(9): 3366–3380.
- [24] DEB K, JAIN H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part I: solving problems with box constraints[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(4): 577–601.

(编辑 刘锦伟)