

基于参数敏感度分层的高速车辆悬挂系统优化设计

武福¹ 杜泽阳¹ 李忠学¹ 杨喜娟² 蒋鹏民¹

(1. 兰州交通大学 机电工程学院, 兰州 730070)

(2. 兰州交通大学 电子与信息工程学院, 兰州 730070)

摘要:【目的】针对高速车辆悬挂系统优化存在参数多、计算耗时等问题,提出基于参数敏感度分层的高速车辆悬挂系统优化设计方案。【方法】首先,构建高速车辆单车动力学仿真模型并验证模型是否合理,运用最优拉丁超立方抽样法均匀抽取样本点代入动力学模型,计算动力学响应;随后,采用代理模型替代计算耗时的动力学模型以提高优化效率;然后,借助敏感度分析确定优化变量后,对该变量进行分层,对于分层后的两层变量,分别采用近邻培养移植算法、下山单纯形法推进优化流程;最后,对比优化解、原始解和使用非支配排序遗传算法 II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II, NSGA-II) 得出的结果。【结果】结果表明,在最优解下对非线性临界速度和脱轨系数的优化率分别为 14.584% 和 9.615%,综合优化率高于 NSGA-II 所得结果,并减少了设计迭代次数,改善了高速车辆动力学性能,验证了优化方法的可行性。

关键词: 动力学性能; 多目标优化; 悬挂参数; 参数敏感度分层; 代理模型

中图分类号: U270.2 **DOI:** 10.16579/j.issn.1001.9669.2026.03.010

0 引言

高速车辆的动力学性能主要取决于悬挂参数,因此采用先进的设计方法来优化悬挂参数有利于提升车辆的动力学性能。高速车辆的悬挂系统动态模型涉及许多参数,采用优化算法直接优化的效率较低,且有可能将设计目标限制在局部最优解^[1]。因此,对优化高速车辆悬挂系统而言,优化参数的选择至关重要。本文使用 Sobol 法进行全局敏感性分析,Sobol 法作为一种全局敏感度分析方法,依据方差原理来评估各参数对动态性能指标的影响,进而筛选出对整个系统有显著影响的参数^[2]。

近年来,优化算法广泛采用粒子群优化算法、遗传算法、模拟退火算法等,这些算法具有强大的全局搜索能力,并且其性能不受初始值选择的约束,很好地解决了局部优化问题。但单一算法未能考虑参数间的相互影响,优化效果不佳。吴同畅^[3]基于近似模型,运用非支配排序遗传算法 II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II, NSGA-II),对悬挂参数进行优化。刘玉梅等^[4]采用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)法赋权的信噪比方法对悬挂参数进行优化设计。解欢等^[5]构建混合代理模型,

在此基础上使用 NSGA-II 寻优计算获得悬挂参数的优化值。杜向军^[6]建立了在线更新的混合自适应模型(Hybrid Adaptive Model, HAM),通过样本点不断迭代更新,实现多目标优化。于曰伟等^[7]使用多岛遗传算法优化转向架-车体-座椅耦合系统垂向动力学模型。

综上所述,对车辆悬挂系统优化主要采用单一多目标优化算法优化。然而,并不存在单一的优化算法能够应对所有类型的问题,分层优化方法可更精准地聚焦于不同动力学性能指标所对应的参数,进而实现更为精细的调优效果。基于此,本文提出一种分层优化高速车辆悬挂系统的设计方法。

1 方法及原理

1.1 Kriging 代理模型

克里格(Kriging)模型是基于最小化方差的无偏预测工具,并考虑变量间的相关性,有效拟合非线性问题。Kriging 模型融合了回归和非参数两部分^[8],即

$$y(X) = F(\hat{\beta}, X) + Z(X) \quad (1)$$

式中, X 为近似模型中使用的训练样本; $F(\hat{\beta}, X)$ 为已知函数组关于 X 的回归模型,可表示为

$$F(\hat{\beta}, X) = \hat{\beta}_1 f_1(x_1) + \hat{\beta}_2 f_2(x_2) + \dots + \hat{\beta}_n f_n(x_n) = \hat{\beta}^T(X) \quad (2)$$

收稿日期: 2024-03-28 修回日期: 2024-06-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(56062028); 甘肃省教育厅产业支撑计划项目(2021CYZC-11); 甘肃省教育厅创新基金项目(2022A-036)

作者简介: 武福,男,1973年生,甘肃会宁人,硕士研究生导师; 主要研究方向为现代轨道交通装备设计及优化方法、轨道交通装备智能检测与运维关键技术、轨道交通装备可靠性预测与维护、先进制造过程与系统; E-mail: 1025721948@qq.com。

引用格式: 武福,杜泽阳,李忠学,等. 基于参数敏感度分层的高速车辆悬挂系统优化设计[J]. 机械强度, 2026, 48(3): 87-95.

WU Fu, DU Zeyang, LI Zhongxue, et al. Optimal design of high-speed vehicle suspension system based on parameter sensitivity stratification[J]. Journal of Mechanical Strength, 2026, 48(3): 87-95.



免费获取

式中, $\hat{\beta}$ 为回归系数; $f(x_i)$ 为预选设定的基函数; n 为训练样本中的样本数量。

$Z(X)$ 是均值为 0、方差为 σ^2 的随机过程, 两插值点间的协方差为

$$C_{\text{cov}}[Z(x_i), Z(x_j)] = \sigma^2 \mathbf{R}[R(x_i, x_j)] \quad (3)$$

式中, \mathbf{R} 为 $n \times n$ 阶的对称正定对角矩阵; $R(x_i, x_j)$ 为在 n 个样本点中任意 2 个样本点之间的空间相关性函数, 工程实践中常用高斯相关函数, 将其表示为

$$R(x_i, x_j) = \exp\left(-\sum_{k=1}^h \theta_k |x_k^i - x_k^j|^2\right) \quad (4)$$

式中, h 为变量数目; θ_k 为相关性系数; x_k^i 和 x_k^j 分别为样本点 x_i 和 x_j 在第 k 个元素上的坐标。

1.2 多项式响应面代理模型

多项式响应面代理 (Response Surface Methodology, RSM) 模型方法是一种常用的代理模型方法, 它通过多项式函数来逼近设计空间。RSM 模型能够依靠有限的试验数据, 在局部区域内构建较精确的函数近似关系, 从而完成较复杂的响应关系的拟合。相较于其他代理模型方法, RSM 模型方法具有较强的鲁棒性和实用性^[9]。RSM 表达式为

$$\hat{y} = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \beta_{ij} x_i x_j + \dots \quad (5)$$

式中, $\beta_0, \beta_i, \beta_{ij}$ 均为常数。

1.3 径向基函数神经网络代理模型

径向基函数 (Radial Basis Function, RBF) 神经网络代理模型由 1 组相同方法构建的函数通过线性叠加形成, 特点是灵活性高、结构简便、计算量小^[10]。RBF 表达式为

$$y = \sum_i^n \omega_i \varphi(r^i) = \omega^T \varphi \quad (6)$$

式中, ω_i 为权系数, $\omega_i = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)^T$; φ 为基函数, $\varphi = \varphi(r^i) = \varphi(\|x - x_n\|)^T$, 不同的基函数获得的预测精度不同。

1.4 Sobol 敏感度分析

Sobol 全局敏感性分析方法通过量化各参数对动力学性能指标的作用, 能够识别出较为关键的参数, 其基本原理^[11]为:

假设模型可分解为 2^k 项之和, 其表达式为

$$Y = f_0 + \sum_{i=1}^k f_i(x_i) + \sum_{i<j}^k f_{ij}(x_i, x_j) + \dots + f_{i,2,\dots,k}(x_1, x_2, \dots, x_k) \quad (7)$$

其中,

$$\begin{cases} f_0 = E(Y) \\ f_i(x_i) = E(Y|x_i) - f_0 \\ f_{ij}(x_i, x_j) = E(Y|x_i, x_j) - f_0 - f_j \end{cases} \quad (8)$$

式中, f_0 为常数; $f_i(x_i)$ 为变量 x_i 对系统输出的影响; $f_{ij}(x_i, x_j)$ 为变量 x_i 和 x_j 共同作用对系统输出的影响。

若变量互不相关, 则式(7)中右侧各项正交, 其协方差为 0, 对两边求方差^[12]可得

$$V(Y) = \sum_{i=1}^k V_i(x_i) + \sum_{i<j}^k V_{ij}(x_i, x_j) + \dots + V_{i,2,\dots,k}(x_1, x_2, \dots, x_k) \quad (9)$$

式中, $V(Y)$ 为总方差; V_i 为变量 x_i 对系统输出的方差; V_{ij} 为变量 x_i 和 x_j 共同作用对系统输出的方差, 且满足:

$$\begin{cases} V_i = \text{Var}_{x_i}[E_{x_i}(Y|x_i)] \\ V_{ij} = \text{Var}_{x_{ij}}[E_{x_{ij}}(Y|x_i, x_j)] - V_i - V_j \end{cases} \quad (10)$$

局部敏感度 S_i 表示变量 x_i 单独作用对系统输出的影响程度, 其表达式为

$$S_i = V_i/V(Y) \quad (11)$$

全局敏感度 S_{ii} 为变量 x_i 与其他变量共同影响的敏感度, 其表达式为

$$S_{ii} = 1 - V_{iq}/V(Y) \quad (12)$$

式中, V_{iq} 为除变量 x_i 外其他参数共同作用的方差。

2 高速车辆动力学仿真模型

以国内某型高速车辆为研究对象并简化, 不考虑部件的弹性变形。该高速车辆动力学仿真模型共有 50 个自由度, 共计 15 个刚体 (1 个车体、2 个构架、4 个轮对、8 个轴箱体)^[13], 具体如表 1 所示, 对于其他次要结构、以及悬挂系统, 忽略其质量和转动惯量, 将其视作无质量的力元。图 1 为高速车辆单车动力学仿真模型拓扑图。

表 1 高速车辆动力学仿真模型自由度
Tab. 1 Degrees of freedom of the high-speed vehicle dynamics simulation model

	车体	构架	轮对	轴箱
纵向	√	√	√	—
横向	√	√	√	—
垂向	√	√	√	—
侧滚	√	√	√	—
点头	√	√	√	√
摇头	√	√	√	—

2.1 高速车辆动力学模型建立

高速车辆悬挂参数符号说明及初始值设计如表 2 所示。轮对和钢轨之间接触存在蠕滑力, 采用 Kalker 简化蠕滑理论描述这种轮轨接触关系, 在 Simpack 软件中设置轮轨间摩擦因数为 0.4。轮对踏面采用 S1002CN 型磨耗型踏面, 钢轨则采用 CN60 型钢轨。以国内某型高速车辆作为研究对象, 建立如图 2 所示的动力学仿真模型。

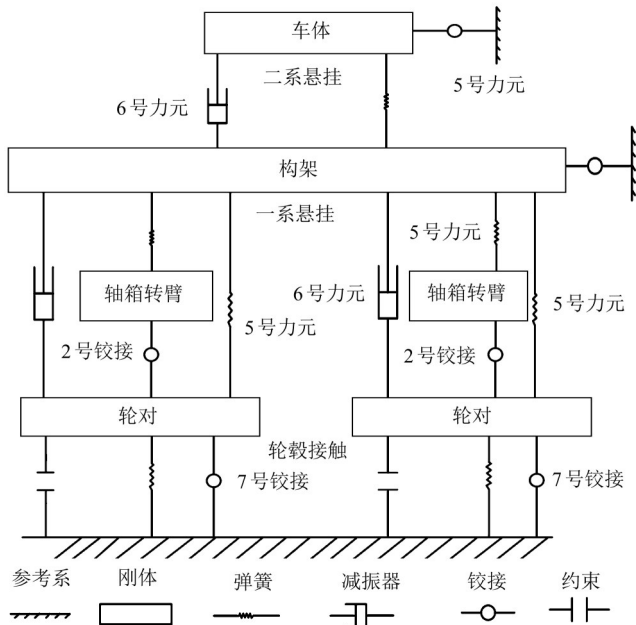


图 1 高速车辆动力学仿真模型拓扑图

Fig. 1 Topology diagram of the high-speed vehicle dynamics simulation model

表 2 悬挂系统参数模型符号说明及设计值

Tab. 2 Symbol explanation and design values of the suspension system parameter model

名称	符号	初始值
一系弹簧横向/纵向刚度/(N/m)	K_1	940 000
一系弹簧垂向刚度/(N/m)	K_2	1 176 000
一系垂向减振器刚度/(N/m)	K_3	5 000 000
弹性定位节点横向刚度/(N/m)	K_4	13 800 000
弹性定位节点纵/垂向刚度/(N/m)	K_5	5 500 000
空气弹簧横向/纵向刚度/(N/m)	K_6	167 400
空气弹簧垂向刚度/(N/m)	K_7	241 900
抗蛇行减振器刚度/(N/m)	K_8	4 400 000
二系横向减振器刚度/(N/m)	K_9	17 200 000
牵引拉杆纵向刚度/(N/m)	K_{10}	7 880 000
一系垂向减振器阻尼/(N·m/s)	C_1	20 000
二系横向减振器等效阻尼/(N·m/s)	C_2	24 500
一系垂向阻尼系数/(N·m/s)	C_3	25 300
空气弹簧提供的垂向阻尼/(N·m/s)	C_4	40 000
抗蛇行减振器阻尼特性*/%	C_5	100
横向止挡刚度特性*/%	C_6	100

注: 此处抗蛇行减振器阻尼特性和横向止挡刚度特性是指相较于其原始特性曲线的百分比。

2.2 高速车辆动力学模型验证

对该模型进行动力学仿真试验, 分别计算分析该模型的蛇行运动稳定性、运行平稳性及运行安全性^[14]。

蛇行运动稳定性仿真结果显示, 当车辆刚进入不平顺轨道时, 最大轮对横移量为 0.007 8 m。随着车速降至 381.957 km/h, 轮对横移量开始收敛至 0.001 m

以下, 表明车辆此时已达到稳定状态。因此, 该模型的非线性临界车速为 381.957 km/h。

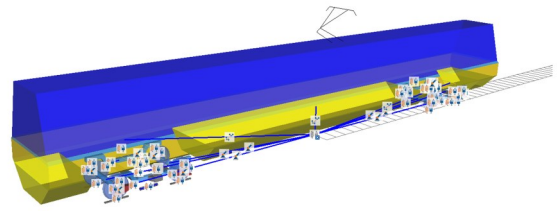


图 2 高速车辆动力学仿真模型

Fig. 2 Simulation model of the high-speed vehicle dynamics

图 3 所示为非线性临界速度下的时域变化趋势。

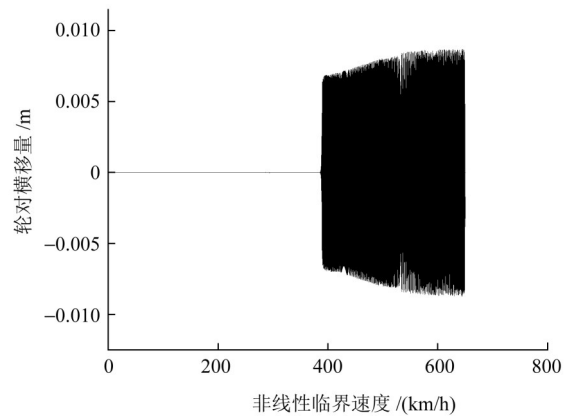


图 3 非线性临界速度下的时域变化趋势

Fig. 3 Time domain variation trend under the nonlinear critical velocity

运行安全性仿真结果显示, 轮重减载率为 0.279, 脱轨系数为 0.104, 均符合国家标准 GB/T 5599—2019 规定。

在运行平稳性仿真中, 计算得到的舒适度指标值为 0.361, 垂向平稳性指标为 1.534, 均小于国家标准 GB/T 5599—2019 的限值。

仿真计算结果如表 3 所示。动力学模型仿真结果表明, 该高速车辆设计符合国家标准。

表 3 动力学仿真输出

Tab. 3 Dynamics simulation output

指标	符号	仿真结果	限值
非线性临界速度/(km/h)	V	381.957	—
脱轨系数	D	0.104	0.8
轮重减载率	L	0.279	0.8
舒适度指标	N_{mv}	0.361	1.5
垂向平稳性	W_z	1.534	2.5

3 高速车辆悬挂系统优化

3.1 代理模型的构建及选取

以高速车辆的 16 个参数作为设计变量, 高速车辆的轮重减载率 L 、脱轨系数 D 、舒适度指标 N_{mv} 、垂向平

稳性 W_z 和非线性临界速度 V 为响应目标, 构建代理模型。设计变量的取值范围为初始值的 $\pm 30\%$, 搭建代理模型所需的设计变量取值范围如表 4 所示。

表 4 设计变量取值范围

Tab. 4 Design variables range

变量	符号	设计取值	
		下限	上限
设计变量	K_1	470 000	1 410 000
	K_2	823 200	1 528 800
	K_3	2 500 000	7 500 000
	K_4	9 660 000	17 940 000
	K_5	2 750 000	8 250 000
	K_6	83 700	251 100
	K_7	169 330	314 470
	K_8	3 080 000	5 720 000
	K_9	8 600 000	25 800 000
	K_{10}	3 940 000	11 820 000
	C_1	10 000	30 000
	C_2	17 150	31 850
	C_3	12 650	37 950
	C_4	28 000	52 000
	C_5	0.7	1.3
	C_6	0.7	1.3

由于不清楚设计变量和优化目标之间的详细关系, 使用最优拉丁超立方体设计方法来获得设计变量范围内的样本点^[15]。通过此法在参数范围内抽样得 450 组训练样本与 50 组验证样本, 并计算评价。为保证模型准确性, 数据经最大最小法归一化, 其表达式为

$$x_k = (x_k - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) \quad (13)$$

式中, x_{\min} 为列向量中的最小数; x_{\max} 为列向量中的最大数。

应用 Kriging 模型、RBF 神经网络模型和 RSM 模型构建高速车辆单车动力学代理模型, 以误差平方 R^2 为精度指标选出最优模型。 R^2 表达式为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{j=1}^m (P_j - \hat{P}_j)^2}{\sum_{j=1}^m (P_j - \bar{P}_j)^2} \quad (14)$$

式中, m 为验证样本集的大小; P_j 为动力学模型的真实值; \hat{P}_j 为代理模型的预测值; \bar{P}_j 为真实值的均值^[16]。

图 4 所示为 3 种代理模型预测精度的比较结果。 R^2 值越接近 1 意味着代理模型预测更精确。由图 4 可知, Kriging 模型的预测精度较低, 首先被排除。RSM 模型在预测轮重减载率、脱轨系数、舒适度指标和垂向平稳性上表现出比 RBF 模型更高的预测精度。因此, RSM 被选为敏感度分析和优化的最终代理模型。

在 Kriging、RSM 和 RBF 3 种代理模型中, 普遍认

为 Kriging 模型的精度最高, RSM 精度最差, 但实际预测精度相反。

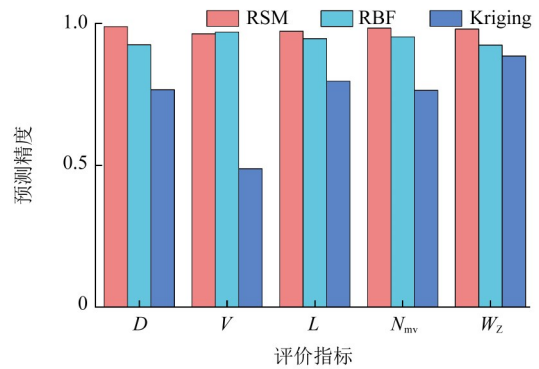


图 4 代理模型预测精度对比

Fig. 4 Comparison of predictive accuracy of surrogate models

大部分代理模型都面临“维度灾难”的挑战, 即随着问题维度的增加, 构建一个高精度代理模型所需的训练样本数量会呈指数级增长^[17]。Kriging 模型在高维参数优化领域的直接应用存在一定的局限性, 与其余 2 种代理模型相比, 在高维度参数情况下需要更多的样本点。为了构建一个含有 16 个设计参数的车辆动力学模型的 Kriging 代理模型, 至少需要 459 个训练样本, 使用 RSM 模型仅需 153 个训练样本。

鉴于通过动力学仿真模型计算得到的训练样本已覆盖了所有设计空间, 而继续增加训练样本会导致计算时间过长, 训练样本的数量不宜再增加。在训练样本有限的情况下, RSM 模型的训练样本需求远低于 Kriging 模型, 因此其构建的代理模型具有更高的拟合精度。Kriging 模型在高维度场景下存在显著局限: 一方面, 其对训练样本数量的需求大幅增加, 若样本不足则模型精度会明显下降; 另一方面, 若为保障精度而补充更多训练样本, 又会违背代理模型本应具备的“高效实用”核心价值。训练样本精度越高, 模型越准确, 相应的有限元模型越复杂^[18], 计算速度越慢, 因此, 与 Kriging 模型相比, RSM 模型具有更快的计算速度, 更适合处理大规模数据。

在实际建模过程中, 本文通过对部分非线性悬挂参数进行线性化处理, 降低了动力学模型的非线性程度, 简化了悬挂参数优化过程中代理模型的构建和最优解集的计算过程。RSM 模型特别适用于变量关系较为线性的场景, 为悬挂系统的优化提供了有效的建模策略。

3.2 基于 Sobol 敏感度分析的参数筛选

结合 Sobol 法与 RSM 模型对高速车辆悬挂系统的动力学模型进行敏感度分析, 筛选关键参数以提高优化效率。图 5 所示为 16 个参数对 5 个性能指标的局部及全局敏感度。分析结果显示, K_2 、 K_4 、 K_7 、 K_8 、 C_2 、 C_4 和

C_5 这 7 个参数对动力学性能指标的敏感度较高,将上述 7 个参数作为优化参数。

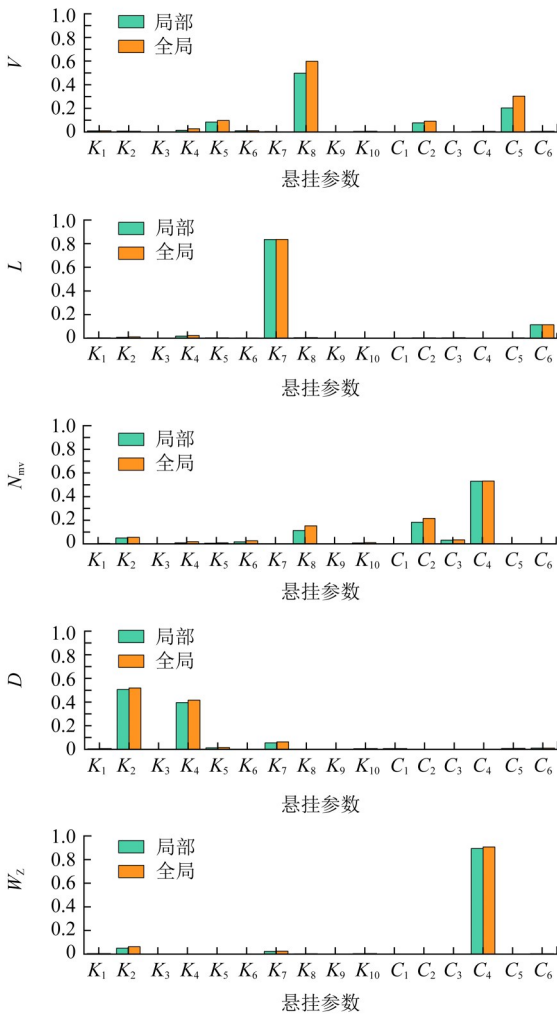


图 5 悬挂参数敏感度分析

Fig. 5 Sensitivity analysis of the suspension parameters

3.3 参数分层优化

单变量分析可能受变量交互影响从而损害精确度,而全参数多目标优化延长了仿真时间,难以得到最优解^[19]。因此,本文采用第 3.2 节筛选出的悬挂参数进行分层优化。

K_8 和 C_2 参数同时对非线性临界速度和舒适度指标有明显影响, C_4 参数同时影响舒适度指标和垂向平稳性,由于 C_5 参数也影响非线性临界速度,所以将 K_8 、 C_2 、 C_4 和 C_5 作为设计变量,将非线性临界速度、舒适度指标和垂向平稳性作为响应目标,进行第 1 层多目标优化。 K_2 和 K_4 参数只影响脱轨系数, K_7 参数只影响轮重减载率。由于这 2 个响应变量所需设计变量少,且每个响应目标只有 1 个,所以可以采用直接搜索算法进行第 2 层优化,具体优化流程如图 6 所示。

3.3.1 第 1 层采用近邻培养移植算法寻优

采用 RSM 模型为目标函数,优化算法选择近邻培

养移植算法,在设计变量的全设计空间内进行寻优。

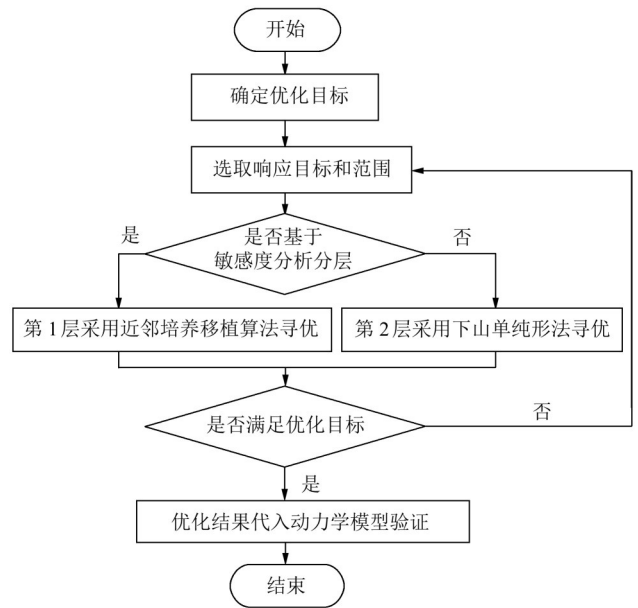


图 6 分层优化流程图

Fig. 6 Flowchart of the hierarchical optimization

设置种群规模为 10,变异概率为 0.10,交叉概率为 0.9,终止代数数为 50。在实际优化计算中,共进行 501 次搜索,达到收敛条件后退出计算。在 Isight 求解器优化得到的 Pareto 前沿的解中,选择 3 组表现优异的解分别作为方案 1、方案 2 和方案 3。这 3 组优化解集的设计参数如表 5 所示。

表 5 3 组优化解集的设计参数

Tab. 5 Design parameters for 3 sets of optimized solution sets

参数	原方案	方案 1	方案 2	方案 3
C_2	24 500	17 163	22 653	31 845
C_4	40 000	280 001	28 000	47 498
C_5	1	1.290	1.299	1.299
K_8	4 400 000	5 708 441	5 719 997	5 719 997

将 3 种方案中的设计参数代入高速车辆单车动力学仿真模型,在 Simpack 处理器中对动力学性能指标进行仿真计算,对动力学性能指标的仿真值与优化值进行对比分析,得到的优化率分析结果如表 6~表 8 所示。为了更清楚地表示优化后的优化值相较于原方案值的改进程度,按照式(15)所示,定义优化率 U ,按照式(16)所示,定义综合优化率 U_{com} 。

$$U = \frac{B - F}{F} \times 100\% \quad (15)$$

$$U_{com} = \frac{\sum_{j=1}^{n'} U_j}{n'} \quad (16)$$

式中, B 和 F 分别为原方案仿真值和优化后仿真值; n' 为动力学性能指标的数量。

表6 方案1优化率

Tab. 6 Optimization rate of Plan 1

	V	N_{mv}	W_z
原方案	381.957	0.361	1.534
优化值	417.617	0.283	1.488
仿真值	423.895	0.348	1.499
优化率/%	10.980	3.601	2.282
综合优化率 $U_{com}/\%$	5.621		

表7 方案2优化率

Tab. 7 Optimization rate of Plan 2

	V	N_{mv}	W_z
原方案	381.957	0.361	1.534
优化值	440.606	0.287	1.489
仿真值	437.663	0.346	1.499
优化率/%	14.584	4.155	2.282
综合优化率 $U_{com}/\%$	7.007		

表8 方案3优化率

Tab. 8 Optimization rate of Plan 3

	V	N_{mv}	W_z
原方案	381.957	0.361	1.534
优化值	463.599	0.340	1.571
仿真值	457.510	0.361	1.562
优化率/%	19.780	0	-1.825
综合优化率 $U_{com}/\%$	5.985		

由表6~表8可知,3种优化方案都改进了高速车辆的动力学性能。其中,方案2综合优化率最高,达7.007%;方案1优化率最低,为5.621%;方案3的非线性临界速度优化率最高,达19.780%,但是舒适度和垂向平稳性没有提升或略降。总体对比后,选择方案2作为4个关键悬挂参数的优化值。优化效果对比情况如图7所示。

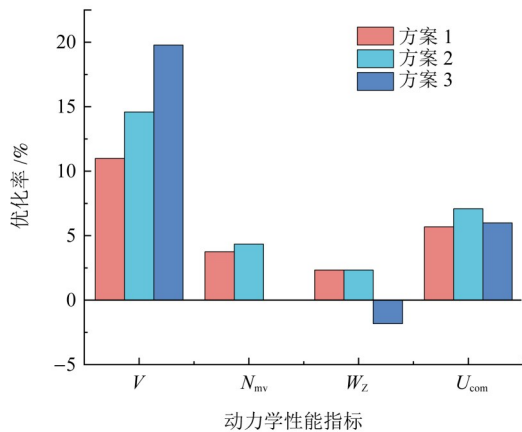


图7 优化率结果对比

Fig. 7 Comparison of the optimization rate results

3.3.2 第2层采用下山单纯形法优化

对脱轨系数和轮重减载率采用下山单纯形法优

化。下山单纯形法有较为完备的数学基础,收敛性能好,在工程问题中应用较为广泛。

构建优化模型时,以 K_2 、 K_4 为设计变量,脱轨系数为响应变量, K_2 、 K_4 的取值范围为初始值的 $\pm 30\%$,根据GB/T 5599—2019,脱轨系数限定值不大于0.8;设置 K_7 为设计变量,取值范围为初始值的 $\pm 30\%$;设置轮重减载率为响应目标,根据国家标准GB/T 5599—2019,轮重减载率限定值不大于0.8。寻优的结果如图8、图9所示,优化结果如表9所示。

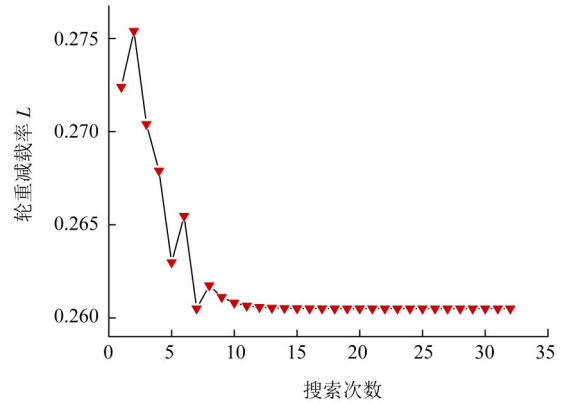


图8 轮重减载率搜索结果

Fig. 8 Search results of the wheel load reduction rate

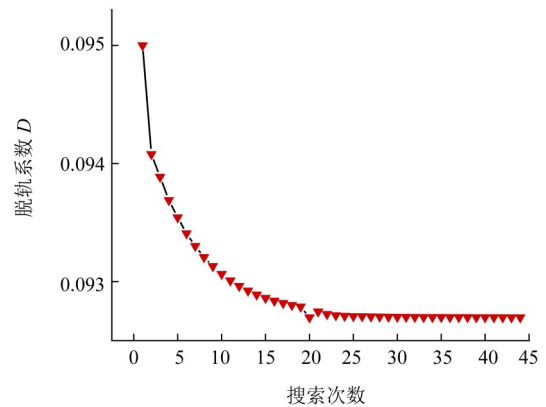


图9 脱轨系数搜索结果

Fig. 9 Search results of the derailment coefficient

表9 脱轨系数与轮重减载率优化率

Tab. 9 Derailment coefficient and wheel load reduction rate optimization rate

	脱轨系数 D	轮重减载率 L
原方案	0.104	0.279
优化值	0.093	0.261
仿真值	0.094	0.263
优化率/%	9.615	5.735

4 动力学仿真对比

4.1 NSGA-II 优化

使用NSGA-II,按国家标准GB/T 5599—2019在高速车辆所要求的脱轨系数、非线性临界速度、轮重减载率、舒适度指标、垂向平稳性安全限制值的约束

下,对 5 个动力学性能指标进行优化。设计变量选取第 3.2 节通过敏感度分析选出的 7 个悬挂参数,变化范围为原车参数的±30%。设置种群规模为 30,进化代数为 100,交叉概率为 0.9。通过 3 001 代的进化计算得到了悬挂参数的 Pareto 前沿,再通过筛选得到最优 Pareto 解。具体结果为: $V=414.036 \text{ km/h}$, $L=0.255$, $N_{mv}=0.297$, $D=0.092$, $W_z=1.499$ 。

将上述获得的设计参数代入动力学仿真模型,在 Simpack 处理器中对脱轨系数、非线性临界速度、轮重减载率、舒适度指标、垂向平稳性进行仿真计算,动力学性能指标的仿真值与优化值对比分析如表 10 所示。优化率和综合优化率采用式(15)和式(16)计算。

表 11 2 种优化解集的设计参数

Tab. 11 Design parameters of two types of optimized solution sets

	C_2	C_4	C_5	K_2	K_4	K_7	K_8
原始解	24 500	40 000	1	1 176 000	13 800 000	241 900	4 400 000
NSGA- II 优化	31 682	28 003	0.875	1 528 799	17 935 639	169 331	5 469 092
分层优化	22 653	28 000	1.299	1 527 458	17 894 304	169 330	5 719 997

表 12 2 种优化解集优化率对比

Tab. 12 Comparison of optimization rates between two types of optimized solution sets

	V	L	N_{mv}	D	W_z
原始解	381.957	0.279	0.361	0.104	1.534
NSGA- II 优化	403.832	0.260	0.357	0.093	1.492
NSGA- II 优化率/%	5.727	6.810	1.108	10.577	2.738
综合优化率 $U_{com}/\%$			5.392		
分层优化	437.663	0.263	0.346	0.094	1.499
分层优化率/%	14.584	5.735	4.155	9.615	2.282
综合优化率 $U_{com}/\%$			7.274		

由表 12 可知,相较于原始解,NSGA- II 和分层优化 2 种方法都优化了高速车辆悬挂系统。2 种方法中,分层优化对非线性临界速度的优化率最高,达 14.584%;NSGA- II 对舒适度指标的优化率最低,只有 1.108%。

相较而言,分层优化对轮重减载率、脱轨系数、垂向平稳性的优化率略低于 NSGA- II,但非线性临界速度和舒适度指标远高于 NSGA- II。从综合优化率来看,分层优化的综合优化率为 7.274%,NSGA- II 的综合优化率为 5.392%,分层优化的综合优化率更高。图 10 所示为非线性临界速度对比。

由图 10 可知,分层优化的非线性临界速度更大。另外,分层优化在对脱轨系数和轮重减载率优化时使用下山单纯形法,这是一种直接搜索方法,相较于多目标优化在损失较小精度的情况下分别仅使用 32 次

表 10 NSGA- II 优化后的优化率

Tab. 10 Optimization rate after NSGA- II optimization

	L	D	N_{mv}	W_z	V
原方案	0.279	0.104	0.361	1.534	381.957
优化值	0.255	0.092	0.297	1.498	414.036
仿真值	0.260	0.093	0.357	1.492	403.832
优化率/%	6.810	10.577	1.108	2.738	5.727
综合优化率 $U_{com}/\%$			5.392		

4.2 对比分析

分别用 NSGA- II 和分层优化 2 种方法实现对高速车辆悬挂参数的优化,得到的 2 组优化解集如表 11 所示,2 种优化解集优化率对比如表 12 所示。

和 44 次迭代得到最优值。在同时使用多目标优化算法的情况下,分层优化较单一使用 NSGA- II 有效减少了设计变量的维度,可以更快得到最优解。因此,分层优化更适用于高速车辆悬挂参数的优化。

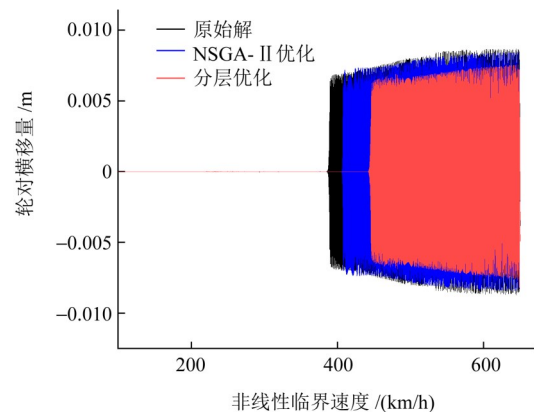


图 10 非线性临界速度对比

Fig. 10 Comparison of the nonlinear critical speed

5 结论

针对高速车辆悬挂系统优化的参数多、计算耗时等问题,提出了基于参数敏感度分层的高速车辆悬挂系统优化设计,并应用NSGA-II进行比较分析,得出如下主要结论:

1)设置了16个悬挂参数为设计变量,以高速车辆动力学性能指标为响应变量,采用了不同类型代理模型进行拟合,以 R^2 决定系数作为拟合精度的衡量指标,结果显示,RSM拟合动力学性能指标精度最高,RBF次之,Kriging最低。

2)通过Sobolj法敏感度分析发现,非线性临界速度主要受抗蛇行减振器刚度和阻尼特性的影响。舒适度指标受空气弹簧垂向阻尼系数和二系横向减振器等效阻尼系数的影响较大,而空气弹簧提供的垂向阻尼系数也对垂向平稳性有很大影响。轮重减载率主要受空气弹簧垂向刚度的影响,而脱轨系数对一系弹簧垂向刚度和弹性定位节点横向刚度的敏感性较高。

3)构建了一个以动力学性能指标为响应,RSM模型为目标函数的高速车辆悬挂参数优化模型,通过分层优化使其综合优化率达7.274%,高于使用NSGA-II得到的5.392%,且降低了维度,减少了设计迭代次数。

4)计算了高速车辆动力学仿真模型优化前、应用不同方法优化后对应的动力学性能指标,结果表明,轮重减载率、轮轴横向力、脱轨系数及舒适度指标明显减小,非线性临界速度明显增大,很好地改善了高速车辆动力学性能,与其他优化方法相比,本文方法的优化效果显著,验证了其有效性。

参考文献(References)

- [1] GU N, YANG Z C, WANG L, et al. Dynamic model updating based on strain mode shape and natural frequency using hybrid pattern search technique [J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 422: 112-130.
- [2] SHAO Q, GAO E, MARA T, et al. Global sensitivity analysis of solid oxide fuel cells with Bayesian sparse polynomial chaos expansions [J]. Applied Energy, 2020, 260: 114318.
- [3] 吴同畅. 基于刚柔耦合的转向架动力学仿真及悬挂参数优化 [D]. 大连:大连交通大学, 2023: 5-6.
WU Tongchang. Dynamics simulation and suspension parameter optimization of the bogie based on the rigid-flexible coupling [D]. Dalian: Dalian Jiaotong University, 2023: 5-6. (In Chinese)
- [4] 刘玉梅, 胡婷, 庄娇娇, 等. 基于主成分分析赋权的变轨距列车悬挂参数优化 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2024, 54(11): 3158-3167.
- [5] LIU Yumei, HU Ting, ZHUANG Jiaojiao, et al. Optimization of suspension parameter variable-gauge trains based on assignment [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2024, 54(11): 3158-3167. (In Chinese)
- [6] 解欢, 杨岳, 童林军, 等. 基于混合代理模型的高速轨道车辆悬挂参数多目标优化 [J]. 铁道科学与工程学报, 2016, 13(10): 2056-2063.
XIE Huan, YANG Yue, TONG Linjun, et al. Multi-objective optimization of the suspension parameters for high speed rail vehicle based on a hybrid surrogate model [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2016, 13(10): 2056-2063. (In Chinese)
- [7] 杜向军. 基于HAM的高速列车悬挂系统参数多目标优化 [D]. 兰州:兰州交通大学, 2023: 6-8.
DU Xiangjun. Multi-objective optimization of high-speed train suspension system parameters based on HAM [D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2023: 6-8. (In Chinese)
- [8] 于曰伟, 周长城, 赵雷雷. 高速列车转向架-车体-座椅垂向耦合振动机理及悬挂参数联合优化 [J]. 机械工程学报, 2018, 54(8): 57-67.
YU Yuewei, ZHOU Changcheng, ZHAO Leilei. Vertical coupled vibration mechanism of bogie-body-seat system and joint optimization of suspension parameters for high-speed train [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(8): 57-67. (In Chinese)
- [9] WEI Z, YANG Y, XIE H, et al. CF-Kriging surrogate model based on the combination forecasting method [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2016, 230(18): 3274-3284.
- [10] 李永华, 魏武松, 张旭. 基于多项式响应面代理模型的齿轮修形量优化 [J]. 机械传动, 2020, 44(11): 27-33.
LI Yonghua, WEI Wusong, ZHANG Xu. Optimization of gear modification amount based on polynomial response surface proxy model [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2020, 44(11): 27-33. (In Chinese)
- [11] SAFDARI-VAIGHANI A, MAHZARNIA A. The evaluation of compound options based on RBF approximation methods [J]. Engineering Analysis with Boundary Elements, 2015, 58: 112-118.
- [12] SOBOL' I M. Sensitivity analysis for nonlinear mathematical models [J]. Mathematical Modeling and Computational Experiment, 1993(1): 407-414.
- [13] GUO J H, LIN G P, BU X Q, et al. Sensitivity analysis of flowfield modeling parameters upon the flow structure and aerodynamics of an opposing jet over a hypersonic blunt body [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(1): 161-175.
- [14] 李艳. 高速列车动力学参数影响度的研究与应用 [D]. 成都:西南交通大学, 2013: 18-26.
LI Yan. Study on effects of high-speed trains dynamics parameters and their applications [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2013: 18-26. (In Chinese)
- [15] 周素霞, 陶永忠, 张志华, 等. SIMPACK9 实例教程 [M]. 北京:北京联合出版公司, 2013: 235-251.

- ZHOU Suxia, TAO Yongzhong, ZHANG Zhihua, et al. SIMPACK9 example tutorial[M]. Beijing: Beijing Union Publishing Company, 2013: 235-251. (In Chinese)
- [15] 张庆永, 王宇超, 王辉. 功能梯度材料吸能盒结构设计及优化[J]. 机械强度, 2024, 46(2): 371-380.
- ZHANG Qingyong, WANG Yuchao, WANG Hui. Structural design and optimization of functionally graded material energy absorbing box[J]. Journal of Mechanical Strength, 2024, 46(2): 371-380. (In Chinese)
- [16] 许华超, 朱豪杰, 韩振华, 等. 基于代理模型和敏感度分析的直升机主减速器减振优化[J]. 航空动力学报, 2024, 39(1): 1-8.
- XU Huachao, ZHU Haojie, HAN Zhenhua, et al. Vibration reduction optimization for helicopter's main gearbox based on surrogate model and sensitivity analysis[J]. Journal of Aerospace Power, 2024, 39(1): 1-8. (In Chinese)
- [17] 宋周洲, 张涵寓, 刘钊, 等. 基于监督降维和自适应Kriging建模的高维不确定性传播方法研究[J]. 中国机械工程, 2024, 35(5): 762-769.
- SONG Zhouzhou, ZHANG Hanyu, LIU Zhao, et al. A high-dimensional uncertainty propagation method based on supervised dimension reduction and adaptive Kriging modeling[J]. China Mechanical Engineering, 2024, 35(5): 762-769. (In Chinese)
- [18] 祁尚瑾. 结构全局敏感性分析方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2023: 5-8.
- QI Shangjin. Research on global sensitivity analysis method of structure [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2023: 5-8. (In Chinese)
- [19] 高锋阳, 高建宁, 李明明, 等. 内置式Halbach永磁同步电机的参数敏感度分层优化设计[J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(5): 180-190.
- GAO Fengyang, GAO Jianning, LI Mingming, et al. Optimization design of Halbach interior permanent magnet synchronous motor based on parameter sensitivity stratification[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(5): 180-190. (In Chinese)

Optimal design of high-speed vehicle suspension system based on parameter sensitivity stratification

WU Fu¹ DU Zeyang¹ LI Zhongxue¹ YANG Xijuan² JIANG Pengmin¹

(1. College of Mechanical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

(2. College of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: [Objective] To address the issues of numerous parameters and time-consuming calculations in the optimization of high-speed vehicle suspension systems, a layered optimization design based on the parameter sensitivity stratification was proposed. [Methods] Firstly, a dynamic simulation model of a single high-speed vehicle was constructed and validated for pragmatic. The optimal Latin hypercube sampling method was utilized to evenly extract sample points for calculating dynamic responses in the model, and a surrogate model was employed to replace the time-consuming dynamic model in order to enhance optimization efficiency. Secondly, after determining the optimization variable through sensitivity analysis, the variable was stratified. For the two stratified variables, the nearest neighbor cultivation transplantation algorithm and the downhill simplex method were used to advance the optimization process. Finally, the optimization results were compared with the original solution and those obtained from the non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II). [Results] The results demonstrate that the optimization respectively reduces the nonlinear critical speed and derailment coefficient by 14.584% and 9.615%, surpassing the NSGA-II in comprehensive optimization rate and reducing the design iterations, thereby improving the dynamic performance of high-speed vehicles and validating the feasibility of the optimization method.

Key words: Dynamic performance; Multi-objective optimization; Suspension parameter; Parameter sensitivity stratification; Surrogate model

Corresponding author: WU Fu, E-mail: 1025721948@qq.com

Fund: National Natural Science Foundation of China (56062028); Industry Support Program Project of the Department of Education of Gansu Province (2021CYZC-11); Innovation Fund Project of the Department of Education of Gansu Province (2022A-036)

Received: 2024-03-28 Revised: 2024-06-25

(编辑: 刘欢欢)