

专题: 人因振动工程

融合支持向量机和特征降维方法的 人-椅系统振动模型研究*

王新伟 张筱璐[†] 林 森 高宇欣

(北京工业大学 机械与能源工程学院 北京 100124)

2023 年 8 月 31 日收到

2023 年 10 月 8 日定稿

摘要 人-椅系统的振动传递特性受人体特征参数、座椅结构、乘坐环境等多种复杂因素影响。在人体振动实验研究的基础上, 寻求构建一种基于支持向量机回归的座椅频响函数预测模型, 分别采用递归特征消除法和主成分分析法对人体特征参数进行降维, 并将低维特征输入预测模型, 以实现对人-椅系统频响函数及其正交轴效应的预测。结果显示, 相比传统支持向量机回归模型, 应用主成分分析法降低特征参数关联, 可以显著降低模型预测误差, 预测值与实测值拟合度可达 92%。通过递归特征消除法剔除次要特征参数, 可进一步提升预测精度, 预测值与实测值拟合度达 94%。研究表明, 基于特征降维优化的支持向量机回归预测模型能够有效筛选人体振动模型中输入参数的冗余信息, 并提升座椅频响函数的计算效率和预测精度。

关键词 人-椅系统, 支持向量回归, 递归特征消除, 主成分分析

PACS 数 43.40

DOI: [10.12395/0371-0025.2023201](https://doi.org/10.12395/0371-0025.2023201)

Modeling of the dynamic seat-occupant system with the integration of support vector machine and the feature dimensionality reduction methods

WANG Xinwei ZHANG Xiaolu[†] LIN Sen GAO Yuxin

(College of Mechanical and Energy Engineering, Beijing University of Technology Beijing 100124)

Received Aug. 31, 2023

Revised Oct. 8, 2023

Abstract The dynamic response of the seat-occupant system to vibration exhibits complex dependencies on various factors, including anthropometric parameters, the seat structure, and riding environments, etc. Drawing from an experimental investigation into whole body vibration, this study aims to develop a predictive model for seat transmissibility using support vector machine regression. The recursive feature elimination method and principal component analysis are employed to reduce the dimensionality of anthropometric parameters. The resultant low-dimensional features are then integrated into the model to predict the seat transmissibility and cross-axis effect. The results show that compared with the traditional support vector machine regression model, the application of principal component analysis to reduce the correlation of anthropometric parameters can significantly reduce the prediction error of the model, and the fitting degree between the predicted value and the measured value can reach 92%. The accuracy of prediction can be further improved by removing the minor anthropometric parameters through the recursive feature elimination method, and the fitting degree between the predicted value and the measured value is 94%. The findings demonstrate that the support vector machine regression model, based on the feature dimensionality reduction optimization, can effectively sieves out the redundant information of input parameters in the model. This refinement enhances both the efficiency and accuracy of predicting the seat transmissibility.

Keywords Seat-occupant system, Support vector machine regression, Excursive feature elimination, Principal component analysis

* 国家自然科学基金项目 (51605010) 资助

[†] 通讯作者: 张筱璐, xiaolu.zhang@bjut.edu.cn

引言

车辆振动对驾乘人员的健康和乘坐舒适性会产生各种影响,长时间处于坐姿振动环境中的驾乘人员易产生脊柱损伤和疾病^[1-2]。座椅频响函数(由人体与座椅接触面的振动响应与座椅底板输入激励决定)常用于描述振动激励经过座椅传递至坐姿人体的系统动态响应特性^[3]。因此,建立能够表征座椅频响函数的数学模型并准确评估人-椅系统振动传递特性,对于研究驾乘舒适性及准确预测人体损伤等有着重要意义。

现有研究表明人体振动响应可通过多种动力学建模方法进行分析,主要包括集中参数模型、多体动力学模型和有限元模型。集中参数模型是通过质量块、阻尼、弹簧等机械结构建立的特定系统,常用于描述坐姿人体在不同振动环境下的响应特性^[4]。相比集中参数模型,多体动力学模型在人体俯仰运动模拟方面具有较大优势,便于进一步探究系统的局部响应^[5-7]。然而,由于集中参数模型和多体动力学模型对接触界面进行了较大程度的简化,因此在反映人-椅界面处的动态交互作用方面存在限制,有限元模型则可以有效模拟系统的动力学特性以及复杂接触表面的压力和变形^[8-11],然而这往往需要较大的计算成本。此外,上述模型的参数识别和校核均基于已有实验数据,因此这些模型的参数设置仅针对特定人体体征参数,而人体个体差异性往往导致难以准确预测新样本特征。

机器学习方法在多元因素影响下的复杂系统建模方面具有明显优势^[12-13],其通过自动提取和转换特征,能更加有效地捕捉体征参数与座椅频响函数之间的复杂关联。目前,机器学习模型已初步用于探究刚性座椅上的人体视在质量或局部部位振动传递^[14-16]。Gohari 等采用人工神经网络(ANN)模型基于不同参试人员的体重数据集预测从人体臀部到头部的传递率^[17]。然而,实验条件下测得的刚性座椅上的视在质量仅反映了人体自身对振动输入的响应特性,难以捕捉真实弹性座椅与坐姿人体的振动耦合效应。现有研究表明,座椅动态特性也会影响人体视在质量,因此,将人体体征参数和座椅工况均作为机器学习模型的输入,不仅更加全面,也有利于提高模型的鲁棒性和预测精度。

此外,人-椅系统振动传递特性也因受人体体征参数、座椅结构、振动条件等多种复杂因素影响而难以准确量化。研究发现,泡沫厚度的增加会显著

提高垂向同轴和水平前后向交叉轴座椅频响函数峰值传递率^[18],同时垂向同轴和水平前后向交叉轴座椅频响函数峰值频率会随着座椅倾斜角度的增加而显著增加^[19]。性别差异使男性驾乘环境下测得的频响函数峰值传递率高于女性。此外,年龄、身高、身体质量指数(Body Mass Index, BMI)等体征参数对座椅频响函数也存在影响^[20]。而坐姿环境下的人体体征参数复杂多变,且身高、坐高、体重等参数之间可能存在显著的相互关联。然而,模型难以准确区分这些相关但不同的特征,导致在预测过程中产生了相似信息的重复处理,进而导致信息冗余。此外,模型可能会为这些相关特征分配不确定的权重,进一步降低了模型的稳定性和可靠性,这类似于噪声对数据的干扰影响。综上所述,由于当前研究工作中缺乏探究不同体征参数对于座椅频响函数预测效果的影响,所以合理选择或优化体征参数并准确评估参数的贡献度,有助于准确预测座椅频响函数。

本文基于低频人体振动实验研究,分别采用递归特征消除法和主成分分析法对参试人员体征参数进行降维,最终建立特征降维优化后的机器学习模型以实现对人-椅系统频响函数及其正交轴效应的预测,并对比分析不同降维方法对预测精度的影响,为进一步探究人-椅系统振动传递特性和改善驾乘舒适性提供有益的参考。

1 坐姿人体振动实验

1.1 实验方法

本文实验利用 Sevor-test 六自由度液压振动平台模拟产生激励幅值为 1 m/s^2 r.m.s. 的限宽白噪声作为垂向激励信号(1~10 Hz),每个激励信号测试持续时间为 120 s(图 1)。振动台工作平面上固定有座椅,其靠背及坐垫处均放置本构关系相同的方形开孔聚氨酯泡沫(长宽尺寸均为 $450 \text{ mm} \times 450 \text{ mm}$),靠背处泡沫的厚度设定为 80 mm,坐垫处分别放置不同厚度泡沫条件下的泡沫(60 mm, 80 mm, 100 mm)。该开孔聚氨酯泡沫是汽车座椅的常用材料和主要构件,具有显著的材料和几何非线性特性,尤其在承受压力载荷时呈现明显变形。座椅底板处安装有一个 PCB 三轴加速度计(PCB356A16,灵敏度 100 mV/g)采集振动平台的输入加速度信号;坐垫处的开孔聚氨酯泡沫块上放置有三轴 SIT-pad 采集人-椅接触界面的垂向和水平前后向加速度信号(PCB356B41,灵敏度 100 mV/g),上述信号均由 32 位 SIEMENS LMS Scadas Mobile 采集,采集频率为 512 Hz。

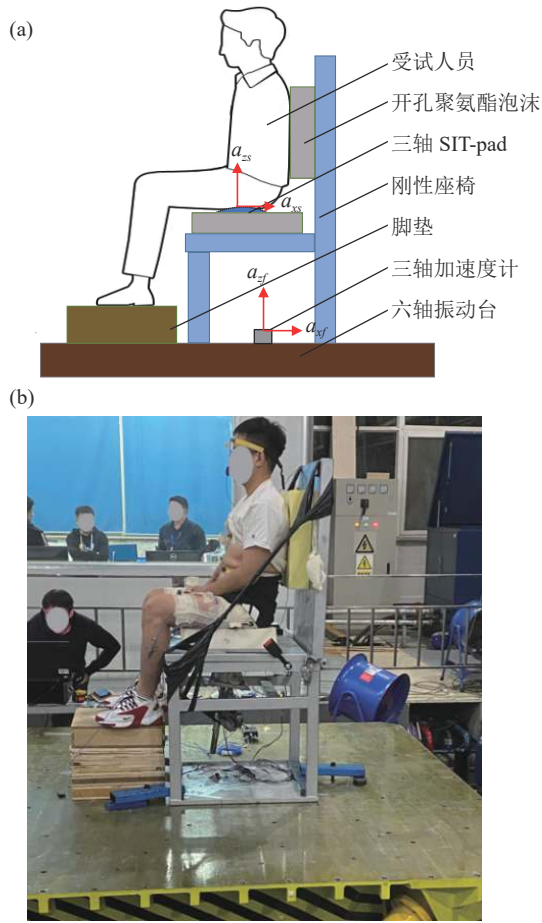


图1 实验设置示意图 (a) 测试示意图; (b) 实际侧视图

本研究选取 12 名中国人群体征的健康成年人作为参试人员, 均无骨骼、肌肉等相关疾病史, 体征参数如表 1 所示。每位参试人员需完成工程伦理调查和授权, 阅读实验注意事项, 并以随机顺序参加实验。正式实验开始前, 参试人员在座椅上静坐 5 分钟, 以确保在实验开始时开孔聚氨酯泡沫在人体体重加载后进入稳定状态。实验过程中, 参试人员保持上身直立放松姿势, 双脚和双腿自然分开支撑, 双手平放于大腿上方, 且大腿应大致保持水平, 小腿保持基本垂直, 头部直立, 眼睛直视前方, 如图 1(b) 所示。振动平台运行过程中, 参试人员有安全带保护, 并可根据自身及实验情况判断是否继续进行实验或按下紧急制动按钮以停止振动平台运行, 确保实验安全。

1.2 座椅频响函数

选择座椅频响函数 (Seat Transmissibility) 作为人椅系统振动传递特性的量化指标, 其可由人体与座椅接触面处的振动响应和座椅底板输入激励计算确定, 激励与响应参量可以是位移 $x(f)$ 、速度 $v(f)$ 或加速度 $a(f)$, 如下所示:

表 1 参试人员体征参数数据

体征参数	最小值	最大值	均值
年龄 (岁)	24	56	34.75
身高 (cm)	160	177	166.83
坐高 (cm)	81	92	88.58
膝盖高度 (cm)	50	60	54.50
臀膝长度 (cm)	49	62	54.33
体重 (kg)	45	75	61.50
BMI (kg/m ²)	17.58	27.22	21.96

$$H(f) = \frac{x_o(f)}{x_i(f)} = \frac{v_o(f)}{v_i(f)} = \frac{a_o(f)}{a_i(f)}, \quad (1)$$

式中, $x_o(f)$, $v_o(f)$, $a_o(f)$ 为输出位移、速度、加速度响应参量; $x_i(f)$, $v_i(f)$, $a_i(f)$ 为输入位移、速度、加速度激励参量; $H(f)$ 为座椅频响函数。

以互功率谱密度方法 (CSD, Cross Spectral Density) 计算座椅频响函数:

$$o(f) = i(f)H(f), \quad (2)$$

式中, $o(f)$ 为输出加速度信号的功率谱密度, $i(f)$ 为输入加速度信号的功率谱密度, $H(f)$ 为座椅频响函数。

式 (2) 两边同时乘以 $i(f)$ 的共轭复函数 $i^*(f)$ 后取平均计算, 得到

$$H(f) = \frac{G_{io}(f)}{G_{ii}(f)}, \quad (3)$$

式中, $G_{io}(f)$ 为输出与输入加速度的互功率谱密度; $G_{ii}(f)$ 为输入加速度的自功率谱密度。

考虑到人体振动的正交轴效应, 后续模型预测频响函数包括以下两种:

(1) 坐垫处垂向同轴座椅频响函数 (TR_{ZZ}):

$$TR_{ZZ} = \frac{G_{a_{zs}a_{zs}}}{G_{a_{zf}}}, \quad (4)$$

(2) 坐垫处水平前后向正交轴座椅频响函数 (TR_{ZX}):

$$TR_{ZX} = \frac{G_{a_{zs}a_{xs}}}{G_{a_{zf}}}, \quad (5)$$

式中, a_z 为座椅底板处测得的垂向加速度输入信号, a_{zs} 和 a_{xs} 为坐垫处测得的垂向和水平前后向加速度输出信号, $G_{a_{zf}}$ 为 a_z 的自功率谱密度, $G_{a_{zs}a_{zs}}$ 为 a_{zs} 和 a_{zs} 的互功率谱密度, $G_{a_{zs}a_{xs}}$ 为 a_{zs} 和 a_{xs} 的互功率谱密度。

图 2 为实验测得的 12 名参试人员的座椅频响函数, 结果表明体征参数的个体差异性对垂向同轴座椅频响函数及水平前后向正交轴座椅频响函数均具有明显影响。

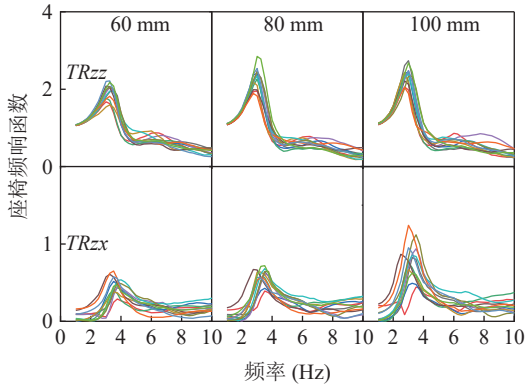


图2 座椅频响函数的个体差异性

2 座椅频响函数预测模型

2.1 输入特征降维与优化

2.1.1 基于特征消除法的体征参数筛选

不同个体的体征参数呈现复杂多样性, 其对座椅频响函数的影响也较为复杂。一方面, 实际测试过程中采集诸多个体体征参数信息会大大增加实验成本, 另一方面, 若将实验中采集到的所有人体体征参数均作为模型的输入特征又可能会引入冗余信息和噪声干扰。因此, 本文采用递归特征消除 (RFE) 法, 通过不断训练模型逐步剔除影响程度较小的特征的清洗流程, 排除对座椅频响函数影响较小的体征参数, 使模型能够聚焦于关键体征参数, 从而降低模型输入的冗余, 提升预测精度。

采用 RFE 方法结合座椅频响函数预测模型, 根据模型评估结果进行体征参数特征选择, 其主要过程为: 创建座椅频响函数预测模型, 每次迭代中剔除对预测结果影响程度最小的体征参数特征, 并将保留的体征参数特征作为新的模型输入特征集, 直至遍历所有体征参数。最后, 根据体征参数的重要性程度排序, 筛选出影响目标座椅频响函数预测的关键体征参数, 为后续预测模型提供优化输入特征集。

2.1.2 基于主成分分析的体征参数降维

由实验研究可知, 影响人一椅系统振动传递特性的各体征参数之间可能存在相互关联, 这种关联可能会导致多重共线性问题, 进而影响预测精度。本研究拟采用主成分分析 (PCA) 方法进行体征参数降维处理, 通过矩阵变换将相关性较高的人体体征参数转化为少量独立或不相关的综合变量, 以消除人体体征参数之间的关联, 从而降低多重共线性的影响, 并减少输入数据的维数^[21]。主要建模过程如下:

(1) 体征参数标准化运算

取 n 个体征参数的 m 个样本, z_{ij} 代表第 i 个样本

的第 j 个体征参数取值。为了使各个参数的量纲和数量级相同, 需对 z_{ij} 进行标准化运算:

$$\bar{z}_j = \sum_{i=1}^m z_{ij} / m \bar{z}_{ij} = (z_{ij} - \bar{z}_j) / s_j, \quad i = 1, \dots, m, \quad j = 1, \dots, n, \quad (6)$$

$$s_j = \sqrt{\sum_{i=1}^m (z_{ij} - \bar{z}_j)^2 / (m-1)}, \quad (7)$$

式中, $\bar{z}_j$ 为标准化后的体征参数, $\bar{z}_j$, s_j 分别为第 j 个体征参数的平均值和方差。

(2) 构造相关系数矩阵 $\mathbf{R}$

首先基于体征参数原始数据计算相关性系数 r_{jk} :

$$r_{jk} = \frac{\sum_{i=1}^m (z_{ij} - \bar{z}_j)(z_{ik} - \bar{z}_k)}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (z_{ij} - \bar{z}_j)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m (z_{ik} - \bar{z}_k)^2}}. \quad (8)$$

r_{jk} 越大, 表明体征参数 j, k 间的相关性越大, 并根据计算结果构建相关系数矩阵 $\mathbf{R} = (r_{jk})_{n \times n}$ 。

(3) 确定主成分数量

由特征方程 $|\mathbf{R} - \lambda \mathbf{E}| = 0$ 得到特征值 λ_j , 并从大到小排列, 计算每个特征值对应的单位化特征向量 $\mathbf{u}_j$ 。定义第 j 个主成分的方差贡献率 $a_j = \lambda_j / (\sum_{j=1}^n \lambda_j)$, 为实现体征参数降维效果, 设定主成分数量小于体征参数维度, 并且累积方差贡献率 $\geq 85\%$ 。最终根据单位化特征向量和标准化体征参数数据集计算主成分得分, 并作为后续座椅频响函数预测模型的输入特征。

2.2 支持向量回归模型

由于振动环境下坐姿人体和座椅之间的相互作用, 即使通过降维与优化, 筛选后的体征参数依然与座椅频响函数之间存在非线性关联。支持向量回归 (SVR) 通过核函数将原始特征映射到高维空间, 在高维空间中逼近最小化结构风险函数, 从而找到最优回归直线^[22]。SVR 模型能有效捕捉多种体征参数与座椅频响函数之间的非线性关系。

此外, SVR 模型对测量数据异常值的稳定性较强, 且不要求数据满足特定的分布假设, 在实验数据条件有限和样本量较小的情况下依然能够比较有效地避免过度拟合。因此, 在本研究中, 拟通过 SVR 模型建立各体征参数与座椅频响函数之间的复杂关联。

SVR 模型以支持向量机回归和结构风险最小化原则为基础, 将坐姿人体振动实验数据集映射到高

维向量空间, 并使用权重向量和偏置确定超平面。同时通过非负松弛因子与误差宽度来避免欠拟合。在高维映射阶段, 通过核函数将人体振动实验数据映射到高维特征空间, 并引入惩罚参数, 以获得最优解。

2.3 模型建立与超参数设置

座椅频响函数预测模型的建立流程如图 3 所示, 首先基于递归消除法的分析结果建立 RFE-SVR 模型, 其输入特征为 RFE 筛选得出的最优体特征参数集和坐垫厚度及频率; 其次, 基于主成分分析建立 PCA-SVR 模型, 并在该模型中对输入变量按以下特定顺序排列: PC1, PC2, ..., PCn, 坐垫厚度, 频率。模型的输出特征均按照以下顺序设置: 垂向同轴座椅频响函数的幅值, 水平前后向座椅频响函数的幅值。

12 名参试人员在三种不同厚度的坐垫工况下进行实验共获得 36 组实验结果, 每组数据以 0.25 Hz 的分辨率频率采集 1~10 Hz 范围内的加速度信号, 最终生成 1332 个独立数据集。针对本研究的数据特点和样本数量, 从中选取 1066 个数据集用于模型训练, 133 个数据集用于模型验证, 133 个数据集用于模型测试。这种数据集分配方式确保了充足的训练样本, 同时验证集和测试集与训练数据相互独立, 以降低计算负担的同时提供可靠的性能评估结果。训练前, 所有输入和输出数据被标准化至 0~1 范围内, 以确保模型可以在合理迭代次数内收敛。

同时, 使用均方根误差 (RMSE) 和决定系数 (R^2) 来评估模型的座椅频响函数预测性能:

$$\text{RMSE} = \left(\frac{\sum_{i=1}^N (d_i - o_i)^2}{N} \right)^{1/2}, \quad (9)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (d_i - o_i)^2}{\sum_{i=1}^N (o_i - o_{\text{avg}})^2}, \quad (10)$$

式中, N 表示训练的样本数, d_i 表示第 i 个样本的模型预测结果, o_i 表示第 i 个样本的实验测得结果, o_{avg} 表示所有样本的实验测试结果的平均值。相同设置下的最小 RMSE 表示最大的 R^2 , 每个模型被训练 20 次, 选择最佳性能以达到更低的 RMSE。以模型在训练集、验证集、测试集中的决定系数为衡量模型性能的指标, 针对不同的预测模型, 采用网格搜索 GridSearchCV 方法寻找最佳超参数设置。

3 结果与讨论

3.1 RFE-SRV 模型预测结果与分析

为确定最优 RFE-SVR 模型输入特征集, 首先采用 RFE 算法求解模型输入特征中人体体特征参数数量对座椅频响函数预测误差的影响规律, 发现随体特征参数数量的增加, RMSE 曲线呈急剧下降又逐渐缓慢升高的趋势 (图 4)。当体特征参数数量为 3 时, RFE-SVR 模型对于垂向同轴和水平前后向正交轴座椅频响函数的预测 RMSE 值均最低, 分别为 0.061 和 0.065,

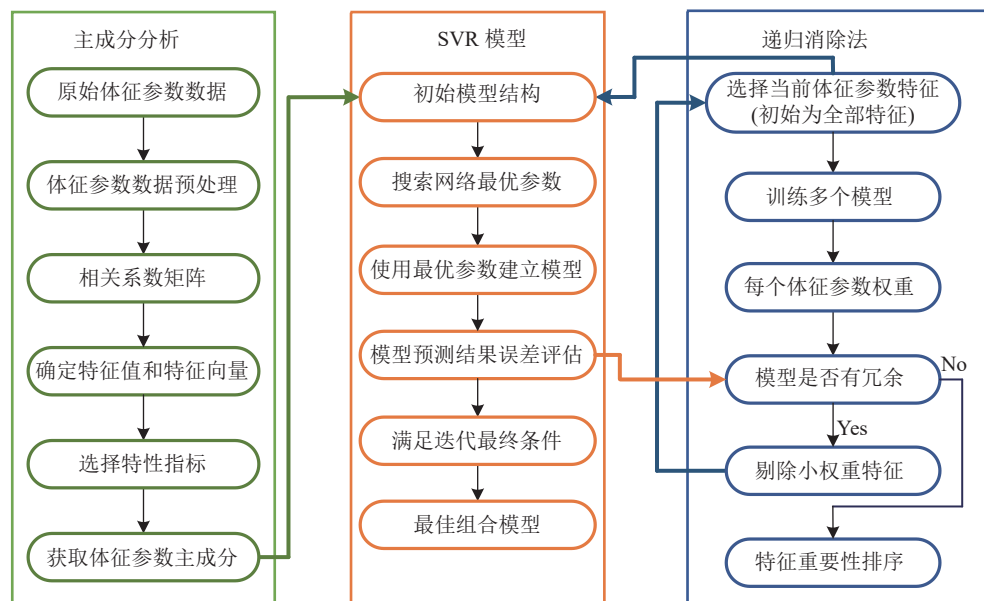


图 3 建模流程图

判断此时座椅频响函数的预测精度最佳。进一步采用 RFE 算法对体征参数在座椅频响函数预测中的重要性程度进行分析排序,发现年龄、性别、BMI 相对于其他 5 个体征参数对于垂向同轴和水平前后向交叉轴座椅频响函数预测的重要性程度均较高 (图 5),因此选取年龄、性别、BMI 作为模型输入特征。

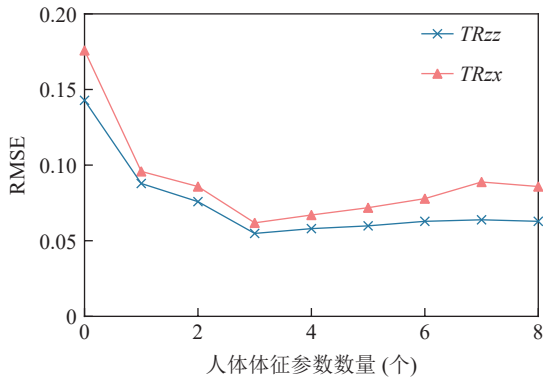


图 4 人体体征参数数量对各个座椅频响函数预测误差的影响

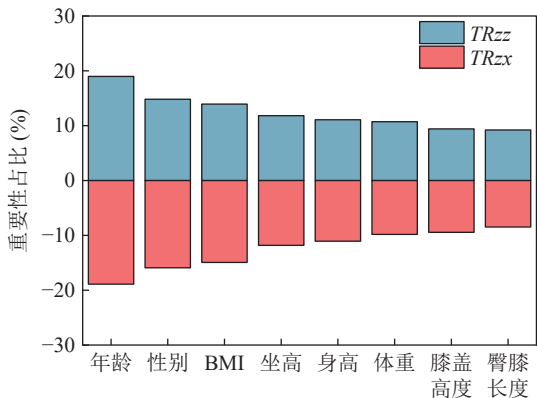


图 5 人体体征参数对各个座椅频响函数预测结果的影响重要性排序

将筛选后的体征参数、坐垫厚度以及频率输入到 RFE-SVR 模型中,再次进行超参数调优和模型训练,并对模型预测性能进行评估。图 6 为模型预测值与实际测量值 (真实值) 之间的散点分布情况,其中参考线表示预测值等于实测值的情况,散点越靠近参考线则表示预测值与实测值的差距越小。垂向同轴座椅频响函数预测结果显示, R^2 值达到 0.94; 对于水平前后向座椅频响函数,其 R^2 值为 0.90。经上述人体体征参数筛选优化后, RFE-SVR 模型预测的座椅频响函数数据与实验测试数据展现出较高的拟合度。

当模型输入的人体体征参数数量超过 3 时, RFE-SVR 模型对于座椅频响函数的预测误差不仅没有继续减小,反而呈现缓慢增长的趋势。这可能是由于体征参数数量的持续增加并不一定能为模型带

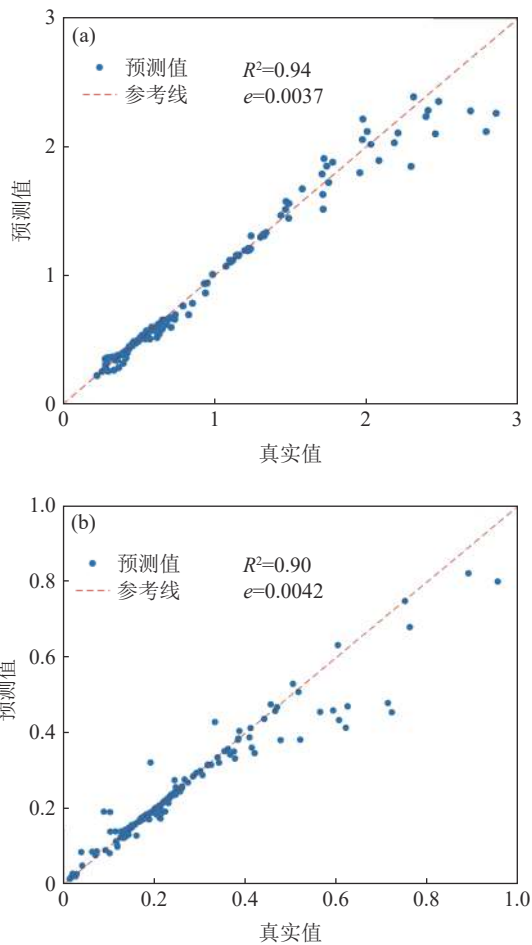


图 6 RFE-SVR 预测模型的真实值-预测值散点图 (e: 预测值与真实值之间的残差) (a) 垂向同轴座椅频响函数; (b) 水平前后向交叉轴座椅频响函数

来充分有益的信息,反而可能引入背景噪声和冗余信息,进而影响预测性能^[23]。因此,通过 RFE 与 SVR 模型融合,可以从体征参数数据中筛选出关键特征,降低冗余特征影响,并提高模型的泛化能力和效率,有效避免了因体征参数选择不当而导致的座椅频响函数预测误差。

3.2 PCA-SRV 模型预测结果与分析

对表 1 中的体征参数数据进行标准化处理,发现部分体征参数之间存在显著的相互关联,包括身高、坐高、膝盖高度以及臀膝长度等,如表 2 所示。对上述数据进行 Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) 检验,超过 0.6 的设定阈值,表明模型对原始体征参数数据集进行 PCA 降维处理的必要性和适用性。进一步计算各个主成分的方差贡献率和累积方差贡献率,发现前 3 个主成分 (PC1, PC2, PC3) 分别占据了 64%, 13%, 11% 的信息量,总计约为 89% (图 7)。因此,选取 PC1, PC2, PC3 作为当前 PCA-SVR 模型的输入特征。

运用降维后的三个主成分 (PC1, PC2, PC3)、坐

表 2 体征参数之间的相关系数矩阵

	年龄	身高	坐高	膝盖高度	臀膝长度	体重	性别	BMI
年龄	1	-0.37	-0.15	-0.18	-0.14	-0.26	-0.04	-0.22
身高		1	0.22	0.16	0.03	0.34	-0.44	0.50
坐高			1	0.67*	0.69*	0.55	0.09	0.46
膝盖高度				1	0.86**	0.85**	0.52	0.69*
臀膝长度					1	0.82**	0.63*	0.63*
体重						1	0.51	0.95**
性别							1	0.29
BMI								1

* $p < 0.05$. ** $p < 0.01$.

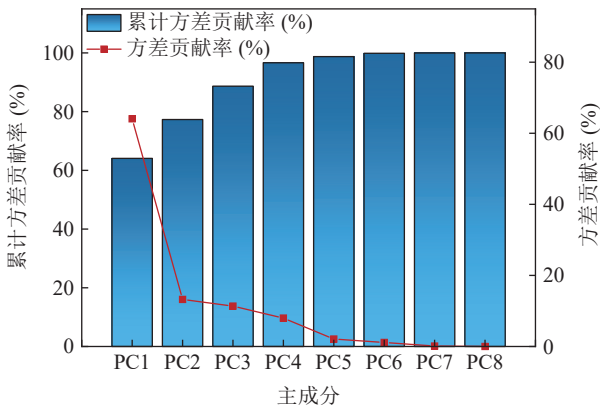


图 7 模型各主成分的方差贡献率和累计方差贡献率

垫厚度以及频率作为 PCA-SVR 模型的输入特征, 再次进行超参数调优和模型训练, 并评估该模型的预测性能。散点分布情况显示, 垂向同轴座椅频响函数预测 R^2 值达到 0.92; 对于水平前后向座椅频响函数情况, 其 R^2 值为 0.89 (图 8)。上述结果表明, 本文建立的 PCA-SVR 模型预测的座椅频响函数数据与实验测试数据同样具备较高的拟合度。

通过将多维人体体征参数整合到独立的主成分中, 当前的 PCA-SVR 模型能够捕捉到影响座椅频响函数预测精度的关键体征参数特征信息, 并减少参数之间的相互干扰, 这有助于消除原始数据中的冗余信息和噪声干扰, 增强模型的泛化能力^[23]。同时, PCA-SVR 模型对关键体征参数的敏感性得到加强, 降低了次要参数的影响, 使模型聚焦于预测座椅频响函数时的关键人体体征参数。本文采用的 PCA 与 SVR 模型相结合的方法, 在捕捉体征参数关键特征信息的同时又降低了模型复杂性, 从而提高了模型的预测精度和鲁棒性。

3.3 模型预测性能对比分析

将 RFE-SVR、PCA-SVR 和 SVR 模型预测的座椅频响函数与实验测得值分别进行对比, 基于原始输入特征训练的 SVR 模型预测的垂向同轴和水平前

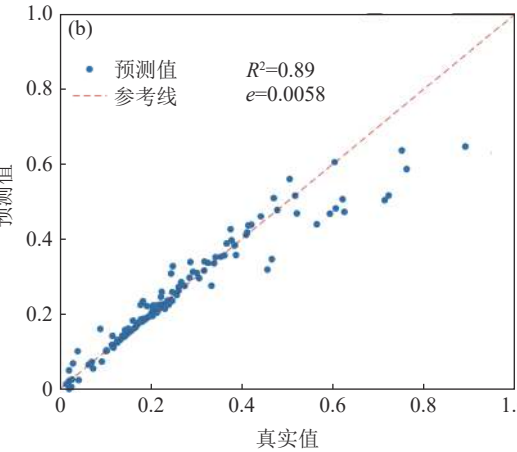
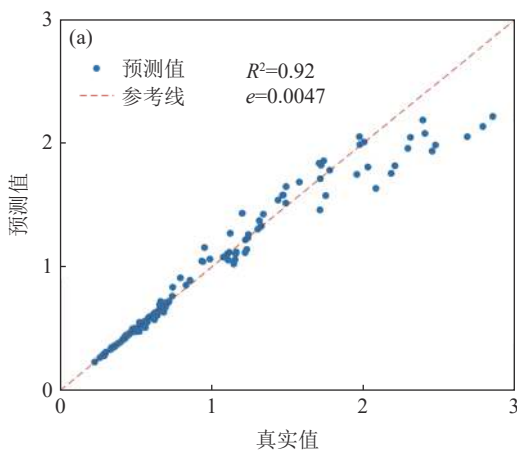


图 8 PCA-SVR 预测模型的真实值-预测值散点图 (e: 预测值与真实值之间的残差) (a) 垂向同轴座椅频响函数; (b) 水平前后向交叉轴座椅频响函数

后向交叉轴座椅频响函数与实验数据拟合度较差, 而 PCA-SVR 和 RFE-SVR 模型的预测结果与实验测得值拟合度较高, 且变化趋势基本一致 (图 9)。同时, 与 PCA-SVR 模型相比, RFE-SVR 模型的座椅频响函数共振频率和共振处幅值响应预测值与实测数据更加吻合。上述结果表明, 经 PCA 和 RFE 降维后, 本研究中的 SVR 模型显著提升了频响函数的预测精度, 且 RFE-SVR 模型的座椅频响函数预测精度最高。

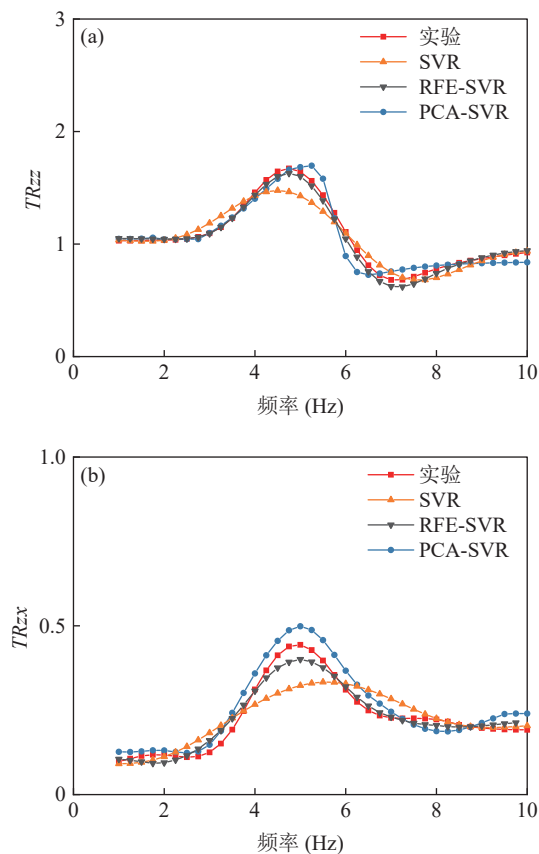


图9 不同模型对座椅频响函数预测结果与实验测得值对比
(a) 垂向同轴座椅频响函数; (b) 水平前后向交叉轴座椅频响函数

使用 RMSE 和 R^2 两项客观指标对三种模型的预测精度进行量化评估,对于垂向同轴座椅频响函数,SVR 模型在训练集中的 RMSE 和 R^2 值分别为 0.089 和 0.89,在测试集中对应的 RMSE 和 R^2 值分别为 0.194 和 0.76;对于水平前后向交叉轴座椅频响函数,在训练集和测试集中的 RMSE 值分别为 0.092 和 0.202,相应的 R^2 值为 0.88 和 0.74,如表 3 所示。上述结果表明,SVR 模型在训练集中的预测效果较为合理,但在预测集中较差。实验过程中影响人-椅系统振动传递特性的各个体征参数之间的相互关联可能导致某些特征信息被模型重复捕捉,因而训练阶段出现过拟合现象;部分体征参数对座椅频响函数影响相对较小,但其在建模过程中引入了过多冗余信息,也可能导致预测精度降低。

研究发现,PCA-SVR 模型相对 SVR 模型显著提高了预测精度。对于垂向同轴座椅频响函数,在训练集和测试集中的 RMSE 值分别为 0.048 和 0.069,相对 SVR 模型分别降低了 46.0% 和 64.4%,相应的 R^2 分别达到 0.97 和 0.92,分别提高了 9.0% 和 21%;对于水平前后向交叉轴座椅频响函数,PCA-RFE 模型的改进也同样显著(表 3)。此外,RFE-SVR 模型相对于 PCA-SVR 模型也进一步提升了预测精度:对于垂向同轴频响函数,其在训练集和测试集中的 RMSE 值分别为 0.043 和 0.061,相对于 PCA-SVR 模型分别降低了 10.0% 和 5.7%,相应的 R^2 分别达到 0.98 和 0.94,分别提高了 10.0% 和 21.7%;对于水平前后向交叉轴座椅频响函数,RFE-SVR 模型同样展现出最佳的预测精度。上述结果表明,针对当前实验中的人-椅系统振动传递特性研究,RFE-SVR 在训练集和测试集中的预测效果均为最佳,其次是 PCA-SVR 模型和 SVR 模型。

此外,RFE-SVR 模型相对于 PCA-SVR 具有较高的预测精度。尽管 RFE 方法难以完全消除影响人-椅系统振动传递特性的体征参数之间的相互干扰,但该方法可根据体征参数对座椅频响函数预测的重要性进行筛选,以剔除无关特征,从而显著减少模型中无关因素的影响。相比之下,PCA 方法主要侧重于将体征参数进行降维,以减少其间的相关性,但这可能会限制其捕捉非线性体征参数关系的能力,并影响预测精度^[23]。因此,针对当前实验中的人-椅系统振动传递特性研究,基于体征参数对座椅频响函数预测的重要性排序选择关键体征参数特征,相较于仅消除体征参数之间的线性相关性,对于提高预测精度效果可能更为显著。

本文提出的支持向量机回归模型能通过交互式学习方式有效捕捉到输入特征与人-椅系统振动响应之间的映射关联。因此,在应用大规模数据集或考虑多个变量的影响时,该模型具有较大优势;但其黑匣子性质也限制了对输入与输出特征之间生理机制的进一步理解。另一方面,传统的动力学模型通过建立力学关系来解释身体各部位运动方式,结果的可解释性有助于参数调校。但这些模型通常采用

表 3 不同模型的座椅频响函数预测性能比较

机器学习模型	TRzz				TRzx			
	训练集		测试集		训练集		测试集	
	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2
SRV	0.089	0.89	0.194	0.76	0.092	0.88	0.202	0.74
PCA-SRV	0.048	0.97	0.069	0.92	0.053	0.96	0.076	0.89
RFE-SRV	0.043	0.98	0.061	0.94	0.048	0.97	0.065	0.90

固定参数,不利于捕捉人体振动中常见的受试者体征差异。因此,当需要强调可解释性时,传统动力学模型更为合适;当关注振动响应预测的效率时,支持向量机回归模型具有明显优势。

4 结论

针对人体个体差异性导致的人-椅系统频响函数难以准确预测的问题,本研究在降维人体体征参数的基础上,建立了一种支持向量机回归模型,较为准确地预测了 1~10 Hz 范围内的座椅频响函数。此外,通过主成分分析方法降低体征参数之间的关联性,显著提升了模型的预测精度,模型预测值与实测值拟合度可达 92%。同时,采用递归特征消除方法剔除次要体征参数特征后,模型预测精度进一步得到提升。未来工作可考虑扩充体征参数集,并引入可解释性架构来进一步探究体征参数的交互关联及其对座椅频响函数预测效果的影响,以提高模型的鲁棒性。

参 考 文 献

- Wade K R, Schollum M L, Robertson P A, *et al.* ISSLS prize winner: Vibration really does disrupt the disc a microanatomical investigation. *Spine*, 2016; **41**(15): 1185-1198
- 王波, 成波, 张非若, 等. 长时间驾驶过程中驾驶员姿势调节的研究. *汽车工程*, 2014; **36**(6): 751-756
- Deboli R, Calvo A, Preti C. Whole-body vibration: Measurement of horizontal and vertical transmissibility of an agricultural tractor seat. *Int. J. Ind. Ergon.*, 2017; **58**: 69-78
- 白先旭, 程伟, 徐时旭, 等. 坐姿人体四自由度动力学模型研究——集中参数模型及其在汽车乘坐舒适性研究中的应用. *工程设计学报*, 2017; **24**(6): 638-647
- 张志飞, 胡正权, 徐中明, 等. 面向振动响应特性的坐姿人体动力学模型. *振动与冲击*, 2016; **35**(4): 104-109
- 李睿, 郭立新. 车辆人-椅系统主要参数对舒适度敏感性分析. *汽车工程*, 2015; **37**(1): 83-87
- Bae J, Kang N. Development of a five-degree-of-freedom seated human model and parametric studies for its vibrational characteristics. *Shock Vib*, 2018: 1649180
- Lin Z, Zhang J, Li M, *et al.* Biodynamic response of seated human body to roll vibration: Effect of armrest support. *J. Sound Vib.*, 2022; **529**: 116939
- 高振海, 高菲, 沈传亮, 等. 汽车椅面倾角对驾驶员乘坐舒适性的影响分析. *湖南大学学报 (自然科学版)*, 2017; **44**(8): 43-49
- Dong R, He L. Effect of sitting posture and seat on biodynamic responses of internal human body simulated by finite element modeling of body-seat system. *J. Sound Vib.*, 2019; **438**: 543-554
- 高开展, 罗巧, 张志飞, 等. 基于体压分布的汽车座椅振动舒适性评价. *汽车工程*, 2022; **44**(12): 1936-1943
- Chen, C, Liu, C., Chen, Y, *et al.* Evaluation of machine learning methods for ground vibration prediction model induced by high-speed railway. *J. Vib. Eng. Technol.*, 2016; **4**(3): 283-290
- 陈长, 梁远路, 薛博阳, 等. 车辆振动特征与人体乘坐舒适性的关系. *同济大学学报 (自然科学版)*, 2020; **48**(7): 1007-1015
- Taghavifar H, Rakheja S. Supervised ANN-assisted modeling of seated body apparent mass under vertical whole body vibration. *Measurement*, 2018; **127**: 78-88
- Alshabi M, Nawayseh N, Bettayeb M. Hybrid artificial genetic-neural network model to predict the transmission of vibration to the head during whole-body vibration training. *J. Vibroeng.*, 2020; **22**(3): 705-720
- Ji X, Eger T R, Dickey J P. Evaluation of the vibration attenuation properties of an air-inflated cushion with two different heavy machinery seats in multi-axis vibration environments including jolts. *Appl. Ergon.*, 2017; **59**: 293-301
- Gohari M, Rahman R A, Tahmasebi M, *et al.* Off-road vehicle seat suspension optimisation, Part I: Derivation of an artificial neural network model to predict seated human spine acceleration in vertical vibration. *J. Low Freq. Noise Vib. Active Control*, 2014; **33**(4): 429-441
- Zhang X, Zhang Q, Li Y, *et al.* Effect of the thickness of polyurethane foams at the seat pan and the backrest on fore-and-aft inline and vertical cross-axis seat transmissibility when sitting with various contact conditions of backrest during fore-and-aft vibration. *Appl. Ergon.*, 2021; **93**: 103354
- Zhang X, Yu P, Li Y, *et al.* Dynamic interaction between the human body and the seat during vertical vibration: Effect of inclination of the seat pan and the backrest on seat transmissibilities. *Ergonomics*, 2022; **65**(5): 691-703
- Toward M, Griffin M J. The transmission of vertical vibration through seats: Influence of the characteristics of the human body. *J. Sound Vib.*, 2011; **330**(26): 6526-6543
- 孙锐欣. 基于频谱主成分分析的音素摩擦性音质研究. *声学学报*, 2011; **36**(4): 427-434
- Smola A J, Schölkopf B. A tutorial on support vector regression. *Stat. comput.*, 2004; **14**: 199-222
- Su L, Shi T, Liu Z, *et al.* Nondestructive diagnosis of flip chips based on vibration analysis using PCA-RBF. *Mech. Syst. Signal Process.*, 2017; **85**: 849-856