•汽车被动安全技术专题•

基于深度多层感知机的儿童座椅智能预测及选型方法*

刘佳文　王宇　侯少晗　韩菲菲　崔东　胡帛涛

（中汽研（天津）汽车工程研究院有限公司，天津 300300）

【摘要】针对传统儿童座椅安全性开发过程依赖仿真和物理试验结果，成本高、效率低等问题，通过构建标准工况下的简化高精度耦合模型高效生成训练数据集，融合碰撞脉冲的时域、频域及二阶波形拟合特征，利用基于深度多层感知机的智能预测模型对头部损伤指标（HIC）、头部加速度、颈部张力和胸部加速度4项安全指标进行快速预测。新车型验证结果表明，模型平均预测精度达93.3%，可支持儿童座椅安全性快速开发，具有良好的工程实用性。

关键词：被动安全　儿童约束系统　智能预测　多层感知机　波形特征

中图分类号：U463.82；U467.1　　**文献标志码：**A　　**DOI：** 10.20104/j.cnki.1674-6546.20260022

Intelligent Prediction and Selection Method for Child Restraint Systems Based on Deep Multilayer Perceptron

Liu Jiawen, Wang Yu, Hou Shaohan, Han Feifei, Cui Dong, Hu Botao

(CATARC (Tianjin) Automotive Engineering Research Institute Co., Ltd., Tianjin 300300)

【Abstract】 The traditional development of Child Restraint System (CRS) safety relies on simulation and physical test results, which suffers from high costs, low efficiency and obvious limitations. The paper constructes a simplified high-precision coupled model under standard working conditions to efficiently generate training datasets. By fusing the time-domain, frequency-domain and second-order waveform fitting features of crash pulses, an intelligent prediction model based on deep multilayer perceptron is adopted to rapidly predict 4 core safety indicators, namely the Head Injury Criterion (HIC), head acceleration, axial neck force and chest acceleration. Validation results on new vehicle models show that the prediction model achieves an average accuracy of 93.3%, which can support the rapid development of CRS safety and demonstrates excellent engineering applicability.

Key words: Passive safety, Child Restraint System (CRS), Intelligent prediction, Multilayer perceptron, Waveform features

【引用格式】 刘佳文，王宇，侯少晗，等. 基于深度多层感知机的儿童座椅智能预测及选型方法[J]. 汽车工程师，2026(7)：1-8.

LIU J W, WANG Y, HOU S H, et al. Intelligent Prediction and Selection Method for Child Restraint Systems Based on Deep Multilayer Perceptron[J]. Automotive Engineer, 2026(7): 1-8.

1　前言

儿童乘员生理发育尚未成熟，在碰撞事故中面临更高的致伤风险[1]。近10年，乘坐机动车导致的儿童乘员死亡人数占儿童交通伤害死亡人数的比例达30.7%，是乘坐非机动车的2.3倍[2]。儿童乘车安全是车辆被动安全领域的重要研究方向[3-4]，为增强车辆被动安全性能中对儿童乘员的保护，各国新车评价规程（New Car Assessment Programme，NCAP）逐步提高了对儿童约束系统（Child Restraint System，CRS）的评估标准[5]，其中儿童座椅的适配性与安全性是核心考量因素。

*基金项目：天津市重点研发计划项目（25YFKFYS00250）。

通信作者：胡帛涛（1990—），男，河北定州人，高级工程师，工程硕士，研究方向为被动安全技术开发，hubotao@catarc.ac.cn。

传统CRS仿真开发中，需要构建高精度车辆-儿童假人-座椅耦合有限元仿真模型，计算特定碰撞工况下儿童的动态响应，初步确定儿童座椅选型[6]、安装方式[7]、安全设置[8]等，然后通过滑台试验和整车碰撞试验进行验证。这种流程的局限性在于：高精度车辆-儿童假人-座椅耦合有限元仿真模型的构建及计算需要消耗大量时间和计算资源[9]；物理试验需配置专用试验台架和传感器阵列，单次试验成本很高。上述局限性导致CRS开发周期普遍超过18个月，难以满足快速迭代的市场需求[10]。

近年来，深度学习技术在复杂系统建模领域展现出显著优势[11]。例如，卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）在图像识别处理领域表现出色[12]、长短期记忆（Long Short-Term Memory，LSTM）网络在时序信号处理[13]等方面表现优异，这为在汽车碰撞动力学系统中进行自动特征提取提供了技术可行性。

目前，利用人工智能（Artificial Intelligence，AI）预测碰撞损伤的研究多集中于成人乘员保护系统的优化设计，针对CRS的智能化评估方法研究还处于空白阶段。为此，本文提出一种基于多层感知机（Multi-Layer Perceptron，MLP）的儿童约束系统智能预测模型，通过融合时域特征、频域特征与二阶波形拟合特征快速预测车辆搭载不同儿童座椅时的关键安全指标，进而计算不同儿童座椅的损伤得分，实现智能化儿童座椅选型。

2 标准化数据集构建

本文基于2024年版《C-NCAP管理规则》中Q3儿童保护的正面100%重叠刚性壁障（Front Rigid Barrier，FRB）碰撞工况开展研究。其中，Q3儿童保护的最高得分为4分，评价部位为假人头部、颈部、胸部。已有研究表明，对于Q3儿童保护，座椅布置形式、车身结构为主要影响因素[9]。本文通过构建标准工况车辆仿真模型，结合不同儿童座椅仿真模型与多车型的仿真结构碰撞脉冲波形，建立简化的CRS高精度耦合模型并完成仿真计算，以此快速生成训练数据集。

2.1 标准工况车辆模型搭建

首先搭建标准工况车辆仿真模型，选取14款主流车型的仿真模型作为基础样本，关键参数如表1所示。

表1 标准工况车型参数

位置	关键参数
车身座椅	靠背角度、座椅材料、防潜支架材料、相对位置、角度
座舱结构	车体材料、B柱与座舱的相对位置
安全配置	安全带预紧力和锁扣相对位置、安全带点火时间、安全带限力、D环位置

其中，数值型参数以样本数据的中值作为参数基准，分类型参数以样本数据的众数和经验值作为参数基础，搭建标准工况车辆仿真模型，其几何结构、材料选型及安全配置具备良好的样本代表性，如图1所示。



图1 标准工况车辆仿真模型

2.2 数据集构建

CRS开发过程中，安全性主要考查头部、颈部和胸部的关键指标，目标如表2所示。

表2 CRS的安全性指标

评价项目	指标
头部	头部累积3 ms合成加速度
	头部损伤指标（Head Injury Criterion，HIC）
颈部	颈部张力F_z
胸部	胸部累积3 ms合成加速度

目前行业内主要使用车辆结构碰撞脉冲进行车身结构等效评估，碰撞脉冲时间序列长度为0~120 ms。仿真计算前，首先处理碰撞脉冲波形，使用波形完整性指标η（有效采样点数量与理论采样点数量之比）作为筛选依据，设定阈值为95%。当η低于该阈值时，认为波形存在显著数据缺失[14]，会对后续耦合仿真与模型训练的精度产生干扰，因此予以剔除。

在2024年版《C-NCAP管理规则》Q3儿童保护的正面100%重叠刚性壁障碰撞工况中，根据工程开发经验选取了最常用的7款座椅。将标准工况车辆模型与7款不同类型的儿童座椅、不同车型的碰撞脉冲进行组合匹配，仿真计算生成多样化的训练数据集。对数据集进行预处理，删除数据集中头部累积3 ms合成加速度、颈部张力和胸部累积3 ms合

成加速度中的离群点和计算错误的数据，得到的数据集包含样本数据523条。

3 脉冲特征提取

碰撞脉冲的特征参数是预测模型的核心输入变量，为充分表征其内在特性，需对该波形开展多维度特征提取。传统的时域与频域分析方法可分别刻画信号的统计分布特性与频谱构成规律，但是难以精准捕捉与车辆碰撞这一特定物理过程直接相关的波形形态特征。而波形拟合通过数学函数对脉冲轮廓进行精准逼近，将复杂的脉冲波形转化为一组具有明确物理内涵的拟合参数，实现对波形特征的高阶抽象描述。

基于上述分析，为充分挖掘碰撞脉冲波形中蕴含的有效信息，本文创新性地构建了融合时域特征、频域特征与二阶波形拟合特征的多维联合特征。

3.1 时域特征

为量化碰撞过程的动态特性，本文选取脉冲持续时间、脉冲能量和脉冲有效值3个关键参数，分别对应冲击作用时长、总能量输入与平均冲击强度。

脉冲持续时间一般通过遍历加速度时域序列确定，定义加速度降至加速度峰值的5%的时刻为脉冲终止时刻t_{end}，用$p(t)$表示加速度序列，计算方法为：

$$t_{end}=\min\left\{t|p(t)<0.05\max\left(p(t)\right)\right\} \tag{1}$$

脉冲能量使用积分法计算脉冲的波形下面积，表示碰撞过程的总冲击强度E_p，计算公式为：

$$E_p=\int_0^{t_{end}}\left|p(t)\right|\mathrm{d}t \tag{2}$$

在完整碰撞阶段$[0,t_{end}]$，脉冲有效值表示碰撞脉冲全过程中加速度的平均作用强度，反映了实际冲击效应，其计算公式为：

$$a_{rms}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N-1}\left|p(t)^2\right|\mathrm{d}t} \tag{3}$$

式中：a_{rms}为脉冲有效值，N为有效脉冲区间内的采样点总数量。

3.2 频域特征

车身结构的抗冲击性能与碰撞脉冲的频率特性直接相关，共振频率重合会加剧结构损伤并放大对乘员的冲击载荷。本文选取的碰撞脉冲的频域参数包括主频率、主频率幅值、频率能量、频率中心及频谱熵。针对碰撞加速度脉冲时域序列，先通过快速傅里叶变换（Fast Fourier Transform，FFT）将其转换至频率域，再基于频域幅度谱完成各特征的提取：

a. 主频率及主频率幅值：主频率为幅度谱最大值所对应的频率，主频率幅值为幅度谱最大值，表征信号能量占比最高分量的振动强度。

b. 频率能量：幅度谱所有元素的平方和，表征频域总能量水平，与时域能量遵循守恒关系。

c. 频率中心：以各频率分量幅值为权重的加权平均频率，反映频域能量的集中位置与频率偏向性。

d. 频谱熵：对幅度谱归一化后基于信息熵计算，表征频域能量分布均匀性。

这些频域特征从频率构成、能量分布及能量均匀性方面表示了碰撞脉冲的特性，为车身结构抗冲击设计提供频率维度的量化依据。

3.3 波形拟合特征

为了增加对脉冲波形形态的表征，本文在时域与频域特征分析的基础上，对脉冲波形进行定量分析，提出二阶波形拟合特征。

各车型的碰撞脉冲波形如图2所示，波形的生成与衰减过程具有显著特征：上升段对应碰撞能量输入阶段，加速度幅值随时间快速递增；下降段对应能量耗散阶段，表现为幅值逐步衰减。

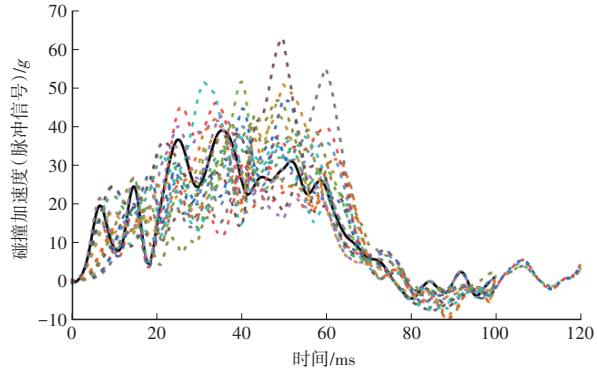


图2 各车型碰撞脉冲波形

已有的研究将脉冲波形转化为方形波、尖顶形波、双线形波、梯形波或等效二阶梯形波，进而分析乘员的动态响应。然而，这种简化方式较为粗略，忽略了脉冲波形的连续非线性变化特征，简化后的脉冲总能量改变较大，影响后续响应分析的准确性。

为了更加精准地捕捉脉冲形态特征，本文提出二阶波形拟合方法，即双半正弦函数拟合法。将整个脉冲波形根据形态分为两个阶段，选取与相邻连续波峰幅值差距最大的波谷作为波形分界点，对获取的两段脉冲波形使用双半正弦函数拟合，并保持

总脉冲能量与原始脉冲能量一致，如图3所示。

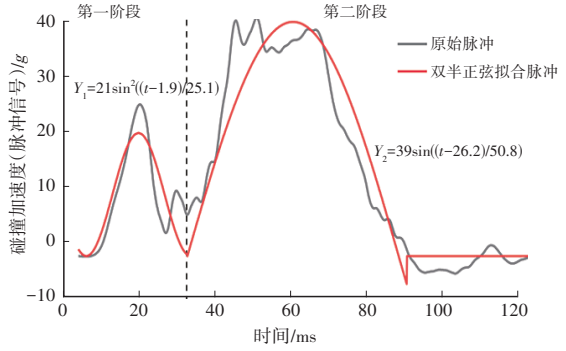


图3　二阶波形拟合示例

第一阶段采用半正弦平方函数拟合：

$$p_{\mathrm{pre}}(t)=A_1\sin^2\left(\frac{\pi(t-\varphi_1)}{T_1}\right) \tag{4}$$

第二阶段采用正弦函数拟合：

$$p_{\mathrm{post}}(t)=A_2\sin\left(\frac{\pi(t-\varphi_2)}{T_2}\right) \tag{5}$$

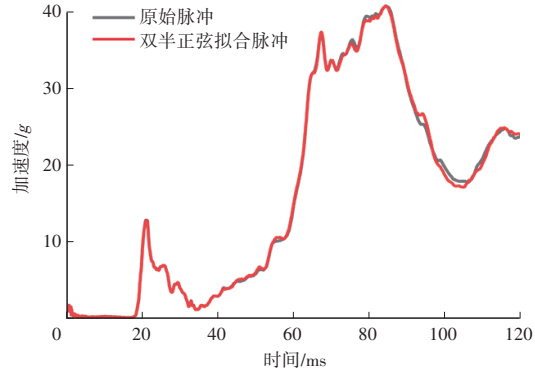
通过带约束优化确保波形连续性：

$$p_{\mathrm{pre}}(t_{\mathrm{split}})=p_{\mathrm{post}}(t_{\mathrm{split}})$$

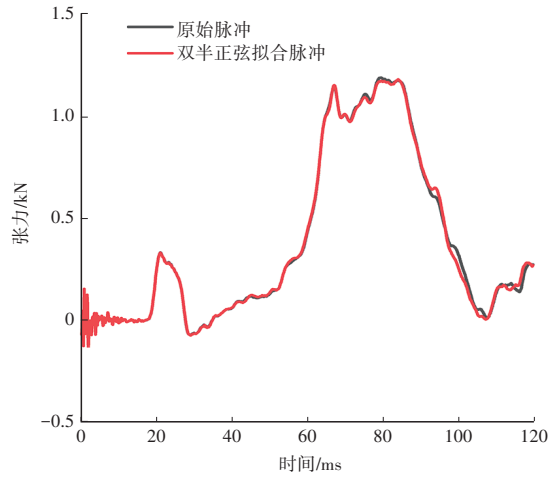
$$\frac{\mathrm{d}p_{\mathrm{pre}}}{\mathrm{d}t}\Big|_{t=t_{\mathrm{split}}}=\frac{\mathrm{d}p_{\mathrm{post}}}{\mathrm{d}t}\Big|_{t=t_{\mathrm{split}}} \tag{6}$$

式中：$p_{\mathrm{pre}}(t)$为第一阶段半正弦平方函数，A_1、φ_1、T_1分别为第一阶段波形的幅值系数、相位偏移量和周期，$p_{\mathrm{post}}(t)$为第二阶段正弦函数，A_2、φ_2、T_2分别为第二阶段波形的幅值系数、相位偏移量和周期，t_{split}为波形分界点的时刻。

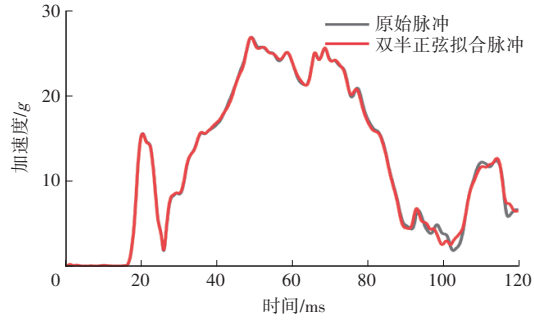
为了验证二阶波形拟合方法的有效性，在标准工况车辆模型上，分别加载原始脉冲和双半正弦拟合脉冲波形进行仿真对比验证，结果如图4所示。仿真计算输出的头部加速度、颈部张力、胸部加速度的响应曲线在整体趋势、峰值区间、阶段变化特征方面均呈现高度一致性，曲线形态接近重合，说明二阶波形拟合方法能够等效复现原始脉冲对应的安全指标响应特性。



(a)头部加速度



(b)颈部张力



(c)胸部加速度

图4　原始脉冲和双半正弦拟合脉冲波形的响应曲线对比

4　智能预测模型

本文提出的CRS智能预测模型采用深度多层感知机[15]作为基础网络架构。该模型以融合时域、频域及二阶波形拟合特征的多维联合特征为输入，同步输出7款儿童座椅的4项关键安全指标预测值，实现多任务回归。

4.1　特征输入

对碰撞脉冲进行特征提取，预处理为脉冲特征向量，包含时域、频域及二阶波形拟合特征共计16个特征，用$\boldsymbol{X}\in\mathbf{R}^{16}$表示。将数据集按7∶3的比例划分为训练集和验证集。输入特征集示例如表3所示。

为消除特征指标的尺度差异对模型训练的影响，对数据集中的数据采用最小最大归一化方法归一化至[0,1]：

$$X_{\mathrm{norm}}=\frac{X-X_{\min}}{X_{\max}-X_{\min}} \tag{7}$$

式中：X为原始特征，X_{norm}为归一化后的特征，$X_{\min}$、$X_{\max}$分别为该特征中的最小、最大值。

输出结果的原始维度为28，用$\boldsymbol{Y}\in\mathbf{R}^{7\times4}$表示。将

表3　输入特征集示例

脉冲序号	1	2	3	4
持续时间/ms	80.000 5	85.600 8	90.499 1	94.947 9
加速度脉冲能量/$mm^2 \cdot ms^{-3}$	16.778 8	16.768 7	16.534 4	16.058 6
加速度脉冲有效值/$mm \cdot ms^{-2}$	0.233 1	0.218 1	0.203 9	0.188 4
主频率/Hz	176.885 2	169.701 6	168.597 5	184.641 5
主频率加速度峰值/$mm \cdot ms^{-2}$	123.384 9	67.071 5	41.206 7	102.674 0
频率能量/$mm^2 \cdot ms^{-4}$	70 112.936 7	39 534.248 8	37 802.960 9	58 526.694 5
频率中心/Hz	0.264 2	0.073 4	0.087 9	0.063 7
频谱熵	6.099 1	4.143 1	4.498 8	4.432 2
间断时间/ms	19.699 6	19.499 9	63.599 4	35.099 2
结束时间/ms	85.000 4	98.079 1	110.055 6	115.787 1
一阶波幅值/$mm \cdot ms^{-2}$	0.134 5	0.133 8	0.224 0	0.192 3
一阶波周期/ms	27.010 9	27.439 2	130.506 2	51.416 6
一阶波相位/rad	0.484 8	0.706 7	−23.317 9	2.806 3
二阶波幅值/$mm \cdot ms^{-2}$	0.333 8	0.313 5	0.249 0	0.261 5
二阶波周期/ms	70.306 0	76.557 8	35.270 37	81.657 7
二阶波相位/rad	14.065 8	12.085 5	55.040 32	17.453 8

预测结果 $\boldsymbol{Y}$ 反归一化至真实评分尺度（符合NCAP规程范围）：

$$S_{\text{norm}} = \frac{S - S_{\text{lower}}}{S_{\text{upper}} - S_{\text{lower}}} \tag{8}$$

式中：S_{norm} 为模型预测值，S_{lower}、S_{upper} 分别为训练集中的最小、最大值，S 为反归一化后的真实预测值。

4.2　模型结构

深度多层感知机模型采用“输入层-隐藏层-输出层”的逐层降维设计，具体架构如表4所示。

表4　深度多层感知机模型架构

层级	神经元数	激活函数
输入层		
隐藏层1	128	LeakyReLU（α=0.1）
隐藏层2	64	LeakyReLU（α=0.1）
隐藏层3	32	LeakyReLU（α=0.1）
输出层	28	线性激活

模型的数学表达式为：

$$\begin{cases} \boldsymbol{H}_1 = \sigma(\boldsymbol{W}_1 \boldsymbol{X} + \boldsymbol{b}_1) \\ \boldsymbol{H}_2 = \sigma(\boldsymbol{W}_2 \boldsymbol{H}_1 + \boldsymbol{b}_2) \\ \boldsymbol{H}_3 = \sigma(\boldsymbol{W}_3 \boldsymbol{H}_2 + \boldsymbol{b}_3) \\ \boldsymbol{Y} = r(\boldsymbol{W}_{\text{out}} \boldsymbol{H}_3 + \boldsymbol{b}_{\text{out}}, [7,4]) \end{cases} \tag{9}$$

其中，σ 为带泄露的修正线性单元（Leaky Rectified Linear Unit，LeakyReLU）激活函数，其表达式为：

$$f_x = \begin{cases} x, & x \geqslant 0 \\ \alpha x, & \text{其他} \end{cases} \tag{10}$$

式中：α 为负轴斜率，$\boldsymbol{H}_i$ 为隐藏层 i 的输出值，$\boldsymbol{W}_i$ 为隐藏层 i 的权重矩阵，$\boldsymbol{b}_i$ 为隐藏层 i 的偏置向量，$\boldsymbol{W}_{\text{out}}$ 为输出层的权重矩阵，$\boldsymbol{b}_{\text{out}}$ 为输出层的偏置向量，r 为重塑（Reshape）矩阵变换。

与传统修正线性单元（Rectified Linear Unit，ReLU）激活函数相比，LeakyReLU在负值区域保留微小梯度（α=0.1），能够缓解神经元“死亡”问题，显著提升梯度在3层深度网络中的反向传播稳定性。

为缓解过拟合风险，在所有隐藏层中加入L2权重正则化，设L2正则化系数 λ=0.01，以逐层降维的方式进行特征映射。在输出层，使用线性激活函数确保输出值域不受限。

4.3　模型训练

模型训练过程中的设置情况如表5所示。

表5　模型设置

参数	设置
优化器	Adam
初始学习率	0.01
批量大小（Batch Size）	32
训练周期数（Epochs）	100
是否早停	是
损失函数	均方误差

5 结果分析

5.1 模型结果

CRS智能预测模型训练过程中的损失函数曲线如图5所示，模型在训练初期损失迅速下降，约20个周期后趋于平稳，最终损失稳定在较低水平（<0.1），模型收敛，说明模型对输入的特征具有良好的拟合能力。

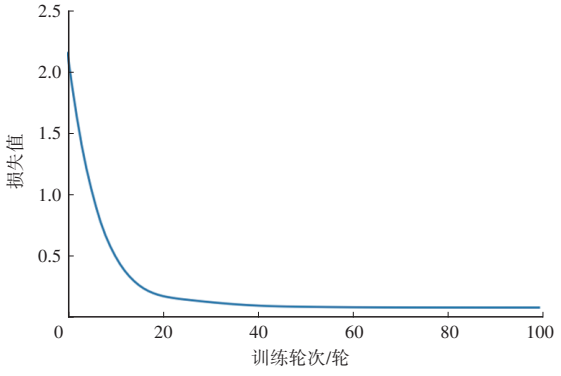


图5 CRS智能预测模型训练损失

使用均方根误差（Root Mean Square Error，RMSE）、平均绝对误差（Mean Absolute Error，MAE）和决定系数（R^2）3个指标综合评估模型的性能，评估结果如表6所示。

表6 CRS智能预测模型在训练集和验证集上的评估结果

安全指标	数据集	RMSE	MAE	R^2
HIC	训练集	62.054 1	45.865 9	0.887 2
	验证集	52.468 0	35.909 1	0.879 0
头部累积3 ms合成加速度/g	训练集	4.594 5	3.676 8	0.865 4
	验证集	3.643 0	2.776 8	0.860 6
颈部张力F_z/N	训练集	182.894 9	139.573 5	0.956 6
	验证集	152.218 3	121.639 7	0.969 7
胸部累积3 ms合成加速度/g	训练集	4.345 8	3.290 8	0.752 4
	验证集	4.251 8	3.044 8	0.781 6

模型在训练集与验证集上均表现出良好的预测性能，所有指标在测试集上的RMSE和MAE均接近训练集，且R^2较为稳定，表明模型未过拟合，具备良好的泛化性。其中，颈部张力峰值的预测精度最高，R^2达0.967 9，而胸部加速度的R^2相对较低。

5.2 对比分析

为验证CRS智能预测模型的性能，结合数据集规模和数据特征，选取小样本回归预测中常用的支持向量回归（Support Vector Regression，SVR）、随机森林回归（Random Forest Regression，RFR）、极限梯度提升（Extreme Gradient Boosting，XGBoost）算法分别构建SVR模型、RFR模型和XGBoost模型，与本文的CRS智能预测模型进行对比分析，所有模型使用相同的训练集和验证集。

使用5折交叉验证的方法进行超参数调优，确保各模型均处于自身最佳性能，各模型在4个安全指标方面的表现如表7~表10所示。

表7 不同模型HIC对比

模型	RMSE	MAE	R^2
SVR模型	53.490 0	39.673 2	0.874 2
RFR模型	87.508 8	75.470 9	0.663 4
XGBoost模型	68.443 7	55.560 2	0.794 1
CRS智能预测模型	52.468 0	35.909 1	0.879 0

表8 不同模型头部累积3 ms合成加速度对比

模型	RMSE/g	MAE/g	R^2
SVR模型	4.203 4	3.688 0	0.814 4
RFR模型	5.258 3	4.476 8	0.709 6
XGBoost模型	4.945 8	3.943 9	0.743 1
CRS智能预测模型	3.643 0	2.776 8	0.860 6

表9 不同模型颈部张力对比

模型	RMSE/N	MAE/N	R^2
SVR模型	186.364 5	147.995 2	0.954 6
RFR模型	240.734 7	215.420 9	0.924 3
XGBoost模型	159.903 3	146.149 2	0.966 6
CRS智能预测模型	152.218 3	121.639 7	0.969 7

表10 不同模型胸部累积3 ms合成加速度对比

模型	RMSE/g	MAE/g	R^2
SVR模型	4.453 5	3.083 3	0.760 4
RFR模型	5.709 3	4.502 6	0.606 2
XGBoost模型	3.767 4	3.068 5	0.828 5
CRS智能预测模型	4.251 8	3.044 8	0.781 6

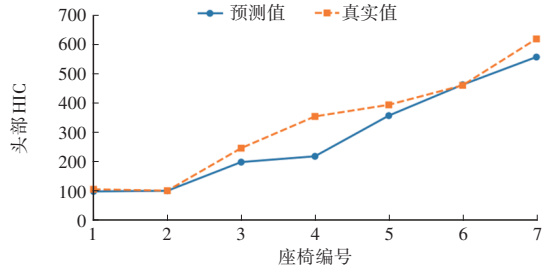
验证结果表明：CRS智能预测模型在HIC、头部累积3 ms合成加速度、颈部张力3个安全指标方面表现最优，仅胸部累积3 ms合成加速度的预测精度略逊于XGBoost模型；RFR模型整体性能最差；SVR模型结构简单、性能均衡，但整体精度较低；XGBoost模型优于RFR模型，在结构化数据拟合方面具有优势，但预测精度整体弱于CRS智能预测模型。CRS智能预测模型具有更高的预测精度，整体性能更稳定。

5.3 模型应用

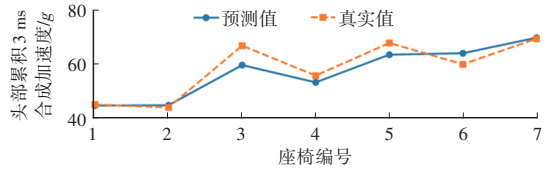
为验证CRS智能预测模型在实际工程场景中的泛化能力，将其应用于某款未参与模型训练的新

车型A。以该车型在56 km/h正面碰撞工况下获得的仿真结构脉冲响应作为预测模型的输入，并将预测结果和仿真结果进行对比分析。

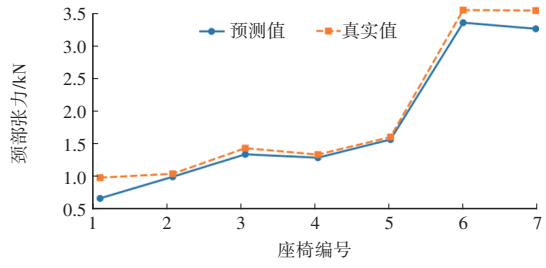
图6所示为CRS智能预测模型对4种关键碰撞响应指标的预测结果与仿真计算结果的对比。CRS智能预测模型对各项指标的预测结果均与仿真计算结果表现出较高的一致性，其中，HIC平均预测精度为91.2%，头部累积3 ms合成加速度平均预测精度为95.5%，颈部张力平均预测精度为91.9%，胸部累积3 ms合成加速度平均预测精度为94.4%。



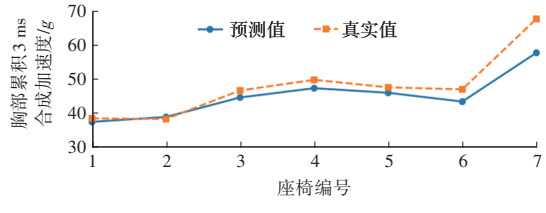
(a)HIC对比



(b)头部累积3 ms合成加速度对比



(c)颈部张力对比



(d)胸部累积3 ms合成加速度

图6　CRS智能预测模型预测结果与仿真计算结果对比

尽管CRS智能预测模型具备良好的整体预测能力，但座椅在不同指标上的误差分布略有差异。座椅2的4项安全指标与仿真结果高度一致，最大相对误差仅为3.65%；座椅4的HIC被低估29.0%；座椅1的颈部张力偏差达29.6%。其余座椅误差均衡且控制在5%以内，说明模型对大部分座椅具有稳健的泛化能力。

进一步，图7对比了基于CRS智能预测模型预测结果和仿真计算结果的座椅得分情况。相比于仿真计算结果，7个座椅得分结果的MAE为0.236分，平均精度为94.1%。

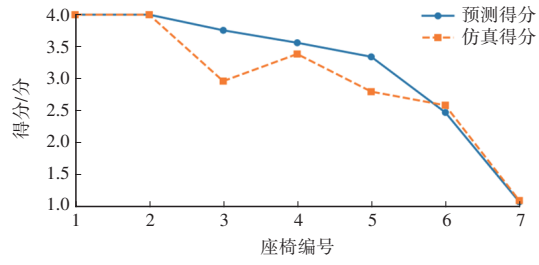


图7　CRS智能预测模型预测结果与仿真计算结果总分对比

从座椅选型的角度来看，基于CRS智能预测模型得到的综合评分与高精度仿真结果高度一致：座椅1和座椅2均获得满分4.00分，被一致认定为最优座椅方案；座椅7在预测与仿真中得分均最低，综合性能最弱。尽管座椅3和座椅5的预测得分存在一定高估，但并不影响对前2个高性能座椅的正确识别，预测模型在此核心任务上已具备足够的准确性与实用性。

6　结束语

本文提出了儿童约束系统智能预测模型，具有良好的预测精度，并能够有效支持工程决策，可在不依赖耗时较长且计算成本较高的物理仿真或实车碰撞试验的情况下预测多个关键伤害指标，对多种儿童约束系统设计方案进行快速初筛，从而显著缩短研发周期并降低开发成本。

同时，该方法仍存在一定的局限性。一方面，预测模型泛化能力受限于已有儿童座椅，工程开发中存在少量特殊车型会根据实际经验选用法规产品清单外的座椅，且若后续法规更新或引入新型座椅，均需重新构建数据集并对模型进行训练；另一方面，输入特征未包含座椅本身的几何、材料或约束参数等结构性信息，导致模型可解释性较弱，难以揭示座椅特征与安全性能之间的内在关联。尽管如此，本文方法在现有法规框架下已展现出良好的工程实用性，为儿童约束系统的快速开发提供了可行的技术路径。

参　考　文　献

[1] ABDULAZEEZ M U, ALHEFEITI M, ALHAMMADI S, et al. Normative Knee Range of Motion for Children[J]. Life, 2025, 15(7).

[2] World Health Organization. Global Status Report on Road Safety 2023[R]. Geneva, Switzerland: World Health Organization, 2023.

[3] YAN K B, SHU Y, LU S S, et al. Research on Design Method of Active Energy Absorption Device for Pedestrian Classification Protection[J]. Traffic Injury Prevention, 2025, 27(2): 1-8.

[4] 曹立波, 吴梦华, 吴俊, 等. 智能儿童安全座椅的结构与安全性研究[J]. 汽车技术, 2017(12): 54-58.
CAO L B, WU M H, WU J, et al. Structural and Safety Research of Intelligent Child Safety Seat[J]. Automobile Technology, 2017(12): 54-58.

[5] 王纯, 邹利军, 徐海燕, 等. 基于2021年版C-NCAP的儿童伤害评估及开发策略[J]. 汽车技术, 2022(4): 31-37.
WANG C, ZOU L J, XU H Y, et al. Child Injury Assessment & Development Strategies Based on C-NCAP 2021[J]. Automobile Technology, 2022(4): 31-37.

[6] HAO D H, ZHANG J, QIANG Y, et al. Vibration Comfort Evaluation of Child Safety Seat Based on Vehicle Ride Comfort[C]// 2023 IEEE 3rd International Conference on Electronic Technology, Communication and Information (ICETCI). Changchun, China: IEEE, 2023: 1705-1713.

[7] ZUSKA A, SZUMSKA E, FREJ D. Analysis of the Impact of a Child Seat Mounting Method on Vertical Vibrations Affecting a Child in a Child Seat[C]// 2020 XII International Science-Technical Conference Automotive Safety. Kielce, Poland: IEEE, 2020: 1-8.

[8] 郭庆祥, 王楠, 朱海涛, 等. 儿童保护动态评价影响因素研究[J]. 汽车技术, 2022(10): 44-49.
GUO Q X, WANG N, ZHU H T, et al. Study on Influencing Factors of Dynamic Evaluation of Child Protection[J]. Automobile Technology, 2022(10): 44-49.

[9] LAHOZ NAVARRO M, JEHLE J S, APELLÁNIZ P A, et al. Deep Learning as a New Framework for Passive Vehicle Safety Design Using Finite Elements Models Data[J]. Applied Sciences, 2024, 14(20).

[10] 赵建国. 新能源汽车开发“内卷”升级[N]. 中国汽车报, 2024-04-08(13).
ZHAO J G. The “Involution” in New Energy Vehicle Development Intensifies[N]. China Automotive News, 2024-04-08(13).

[11] HICHAM T, KHALIFA M, KAMAL E G, et al. Machine and Deep Learning Applications in Industry 4.0[C]// 2023 International Conference on Technology, Engineering, and Computing Applications (ICTECA). Semarang, Indonesia: IEEE, 2023: 1-5.

[12] CHEN C, ZHANG D. Image Recognition Technology Based on Deep Learning[C]// 2024 Global Conference on Communications and Information Technologies (GCCIT). Bangalore, India: IEEE, 2024: 1-5.

[13] WANG J Q, LIU K, LI H T. LSTM-Based Graph Attention Network for Vehicle Trajectory Prediction[J]. Computer Networks, 2024, 248.

[14] SCHWERTER J, GURTSKAIA K, ROMERO A, et al. Evaluating Tree-Based Imputation Methods as an Alternative to MICE PMM for Drawing Inference in Empirical Studies[EB/OL]. (2024-01-17) [2026-04-09]. https://arxiv.org/abs/2401.09602.

[15] WANG S S, HUANG X H, LI J Y. Forecasting Car Ownership in China Based on an Improved GM (1,1)-MLP Model[C]// 2024 IEEE 4th International Conference on Electronic Technology, Communication and Information (ICETCI). Changchun, China: IEEE, 2024: 559-563.

（责任编辑　斛　畔）

修改稿收到日期为2026年4月9日。