



西南交通大学学报

Journal of Southwest Jiaotong University

ISSN 0258-2724, CN 51-1277/U

## 《西南交通大学学报》网络首发论文

题目：基于神经网络的数据挖掘模型及其在吸能装置上的应用  
作者：车全伟，雷成，李玉如，朱涛，唐兆，姚曙光  
收稿日期：2020-05-06  
网络首发日期：2020-08-25  
引用格式：车全伟，雷成，李玉如，朱涛，唐兆，姚曙光. 基于神经网络的数据挖掘模型及其在吸能装置上的应用. 西南交通大学学报.  
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1277.U.20200824.1616.030.html>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI: 10.3969/j.issn.0258-2724.20200059

# 基于神经网络的数据挖掘模型及其在吸能装置上的应用

车全伟<sup>1,2</sup>, 雷成<sup>3</sup>, 李玉如<sup>4</sup>, 朱涛<sup>4</sup>, 唐兆<sup>4</sup>, 姚曙光<sup>1</sup>

(1.中南大学交通运输工程学院, 湖南 长沙 410075; 2.中车青岛四方机车车辆股份有限公司, 山东 青岛 266111; 3. 郑州铁路职业技术学院 河南省轨道交通智能安全工程技术研究中心, 河南 郑州 451460; 4.西南交通大学牵引动力国家重点实验室, 四川 成都 610031)

**摘要:** 针对传统有限元分析方法对机车车辆结构耐撞性计算效率低的问题, 在已有仿真分析数据基础上, 引入机器学习方法, 对车辆关键结构的耐撞性以及碰撞安全性进行分析预测。首先, 建立基于神经网络的数据挖掘模型, 在此基础上, 构建车辆关键结构的碰撞响应预测方法; 其次, 通过试验验证了防爬吸能装置有限元模型的正确性, 以此模型为基础获得不同壁厚防爬吸能装置的碰撞响应仿真数据; 然后, 以吸能装置壁厚作为模型输入, 不同壁厚所对应的位移、速度、界面力和内能等碰撞响应作为模型输出, 将有限元仿真数据用于模型训练, 优化后的数据挖掘模型的拟合优度在 0.92 以上; 最后, 为验证模型预测的准确性, 将碰撞数学模型的预测结果与有限元仿真结果进行对比, 速度、位移、界面力和内能的平均相对误差分别为 7.1%, 4.51%, 6.2%和 2.8%。研究表明, 基于神经网络构建的数据挖掘模型在保证精度的情况下, 能很好地反映防爬吸能装置的碰撞特性; 同时, 大幅降低了计算时间, 显著提高了计算效率。

**关键词:** 机器学习; 神经网络; 碰撞响应; 数据挖掘模型; 吸能装置; 计算效率

**中图分类号:** U270.1      **文献标识码:** A

## Data mining model based on neural network and its application on anti-climber device

CHE Quanwei<sup>1,2</sup>, LEI Cheng<sup>3</sup>, LI Yuru<sup>4</sup>, ZHU Tao<sup>4</sup>, TANG Zhao<sup>4</sup>, YAO Shuguang<sup>1</sup>

(1. Traffic & Transportation Engineering, Central South University, Changsha 410075, China; 2. CRRC Qingdao Sifang Co. Ltd., Qingdao 266111, China; 3. Zhengzhou Railway Vocational and Technical College, Zhengzhou 451460, China; 4. Traction Power National Key Laboratory, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

**Abstract:** Given the low efficiency of traditional finite element analysis method in calculating the crashworthiness of locomotive and vehicle structure, machine learning method is introduced to analyze and predict the crashworthiness and crash safety of vehicle structure on the basis of the existing simulation analysis data. Firstly, the neural network data mining model is established, and according to this model the prediction method for the collision response of vehicle key structure. Secondly, tests are conducted to validate the finite element model of the anti-climber device, and the collision response data of the finite element model are obtained under different wall thicknesses. Then, the wall thickness of the anti-climber device is used as the model input, and the corresponding displacement, velocity, interfacial force and internal energy are used as the model output. The simulation data are used to train the model, the goodness fit of which is above 0.92. Finally, in order to test and verify the model, the predicted results of the energy absorption device are compared with the finite element simulation results, showing that the average relative errors of velocity, displacement, interfacial force, and internal energy are 7.1%, 4.51%, 6.2%, and 2.8%, respectively. The results indicate that the data mining model based on neural network can well reflect the collision characteristics of the anti-climber device with the precision; meanwhile, its computation time is greatly reduced and the computational efficiency is significantly improved.

**Key words:** Machine learning; Neural network; Collision response; Data mining model; Anti-climber device; computational efficiency

结构的耐撞性对机车车辆的被动安全性能起着至关重要的作用, 决定着乘客的生命财产安全<sup>[1,2]</sup>。

为研究车体端部的结构耐撞性, 欧洲委员会在其支持的车辆安全项目上进行了动力学仿真和静态的

收稿日期: 2020-05-06      修回日期: 2020-06-21

基金资助: 国家重点研发计划课题(2016YFB1200404); 四川省科技计划资助(2019YJ0216)

第一作者: 车全伟(1984-),男,博士研究生,研究方向为机车车辆结构设计,E-mail: chequanwei.sf@crrecg.cc

通信作者: 朱涛(1984-),男,副研究员,研究方向为机车车辆结构强度、碰撞动力学,E-mail: zhtao034@swjtu.cn

试验测试<sup>[3]</sup>。试验测试是研究车辆碰撞行为最为有效的方法<sup>[4]</sup>, 通常被用于验证车辆设计是否满足相关要求或者评估已有车辆的碰撞行为。由于全尺寸碰撞试验测试的成本十分昂贵, 通常采用比例模型进行测试<sup>[5-8]</sup>。考虑列车碰撞试验的巨大经济成本、人力成本和时间成本, 列车耐撞性分析大部分是基于非线性有限元软件和多体动力学软件进行仿真模拟<sup>[9]</sup>。然而这些仿真软件存在着对时间需求的弊端, 较高的计算精度是建立在模型的精细程度之上, 这将大大增加了计算时间, 为列车进行快速的耐撞性分析带来了困难, 本文探索建立一种基于神经网络的碰撞预测框架, 在保证计算精度的情况下, 大幅降低仿真计算时间。

机器学习如随机森林、神经网络等都在工程、商业和科学的实践中得到广泛应用<sup>[10]</sup>。PARK<sup>[11]</sup>提出利用机器学习算法来预测道路类型和拥挤程度, 并构建一个实时智能电源控制系统以提高燃油效率。FATMA 和 DERYA<sup>[12]</sup>基于神经网络实现网络拥堵的预测。LI<sup>[13]</sup>利用 SVM 模型成功地预测机动车事故概率, 且获得较好的精度。RAHMANPANAH 等<sup>[14]</sup>基于人工神经网络预测了骨骼复杂结构的力一位移曲线。PAWLUS<sup>[15]</sup>基于真车试验数据与多体仿真数据建立了汽车碰撞过程的非线性自回归模型。近年来机器学习在铁路行业受到越来越多的关注, 并在各个领域得到了应用, 如: 对轨道车转向架性能的监控<sup>[16]</sup>, 智能断轨检测<sup>[17]</sup>, 车辆状态监测<sup>[18]</sup>等。TAHERI 和 AHMADIAN<sup>[19]</sup>将机器学习技术引入到车辆动力学研究中, 将多体动力学仿真数据用于训练 Kriging 模型, 建立一个替代力元, 并应用到车辆的二级悬架系统中。DIAS<sup>[20]</sup>基于仿真数据拟合的力一位移曲线来构建多体模型, 并实现了该模型下列车耐撞性设计与仿真过程。TANG 和 NIE 等<sup>[21-22]</sup>通过训练 Parallel random forest algorithm (PRBF) 模型和勒让德多项式回归模型 (Legendre polynomial regression model) 构建替代力元, 并将该代理模型引入到多刚体仿真模型进行计算, 获得较好的计算精度。LI 等<sup>[23]</sup>基于 BP 神经网络对吸能装置的碰撞响应进行反演预测。FERNA'NDEZ 等<sup>[24]</sup>基于神经网络建立了地铁车的能量耗散模型, 实现了对能量消耗的预测。

虽然这些建模方法可以从实验或仿真结果中提取模型参数来构建一个合格的碰撞仿真系统, 但大多只涉及到结构的小变形或者仅适用于弹性变形阶段, 并未针对车辆或部件在碰撞中的大变形进行

研究。基于此提出一种基于神经网络的数据挖掘模型, 在仿真数据的基础上预测未知工况下的碰撞响应数据。

## 2 基于神经网络的数据挖掘理论

### 2.1 碰撞数学模型

建立一个基于神经网络的碰撞数学模型

$$y=f(x) \quad (1)$$

式中  $f$  是一个黑箱模型, 代表着训练数据集的输入  $x$ 、输出  $y$  之间的数学映射关系。

$$\{x_i^{[j]}, y_i^{[j]}\}, i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, M \quad (2)$$

式中,  $N$  为每个工况下对应的时间历程总数,  $M$  为对应的碰撞工况总数。通过对碰撞数学模型进行训练找出的最优函数  $\hat{f}(x)$

$$\hat{f}(x) \rightarrow f(x) \quad (3)$$

### 2.2 数据挖掘模型构建

LAPEDEST<sup>[25]</sup>等人最早将神经网络应用于预测, 对计算机产生的时间序列仿真数据进行学习和预测。采用机器学习中的神经网络构建数据挖掘模型, 训练样本集  $\{(x^{(1)}, y^{(1)}), (x^{(2)}, y^{(2)}), \dots, (x^{(m)}, y^{(m)})\}$ 。构建的多层神经网络架构如图 1 所示, 由输入层、隐藏层与输出层组成, 每层包含若干神经元 (2 个输入神经元, 1 个输出神经元, 2 个隐藏层)。

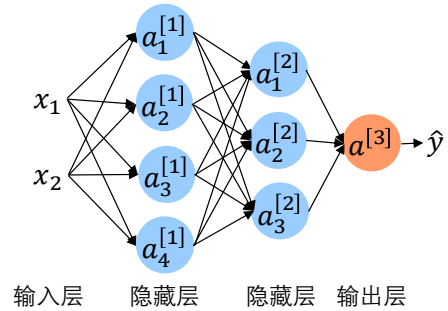


图1 多层神经网络架构

Fig.1 Multi-layer neural network architecture

多层神经网络架构将输入层与输出层通过隐藏层神经元的权重与非线性激活函数连接, 数据挖掘模型的训练过程如图 2 所示。

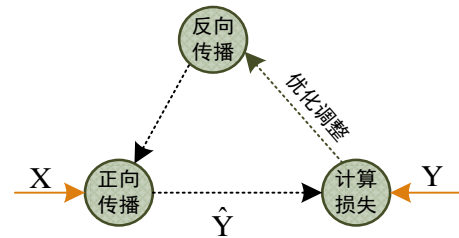


图2 数据挖掘模型训练过程

Fig.2 Training process of data mining model

首先通过正向传播将输入特征的预测值 $\hat{y}^{(i)}$ 计算出来, 然后与样本真实值 $y^{(i)}$ 比较

$$L(\hat{y}^{(i)}, y^{(i)}) = \frac{1}{2} (\hat{y}^{(i)} - y^{(i)})^2, \quad (4)$$

得出计算损失 $J(w, b)$

$$J(w, b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m L(\hat{y}^{(i)}, y^{(i)}), \quad (5)$$

再利用反向传播进行优化调整, 当样本计算损失最小时, 获得优化后的碰撞数学模型。

### 2.3 模型精度评估

模型精度评估: 为定量刻画碰撞模型精度, 引入拟合优度 $R^2$ , 如下式所示。

$$R^2 = 1 - \frac{RSS}{TSS}, \quad (6)$$

式中 $RSS$ 为残差平方和,  $TSS$ 为总离差平方和。

$$RSS = \sum (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})^2, \quad (7)$$

$$TSS = \sum (y^{(i)} - \bar{y})^2, \quad (8)$$

由式(6)、(7)和(8)联立求得拟合优度 $R^2$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})^2}{\sum (y^{(i)} - \bar{y})^2}, \quad (9)$$

式中,  $\bar{y}$ 代表真实值的均值,  $R^2$ 在 0~1 之间, 数值越大拟合精度越高。

### 2.4 碰撞仿真分析框架

基于神经网络的数据挖掘模型所建立的碰撞响应预测框架如图 3 所示。

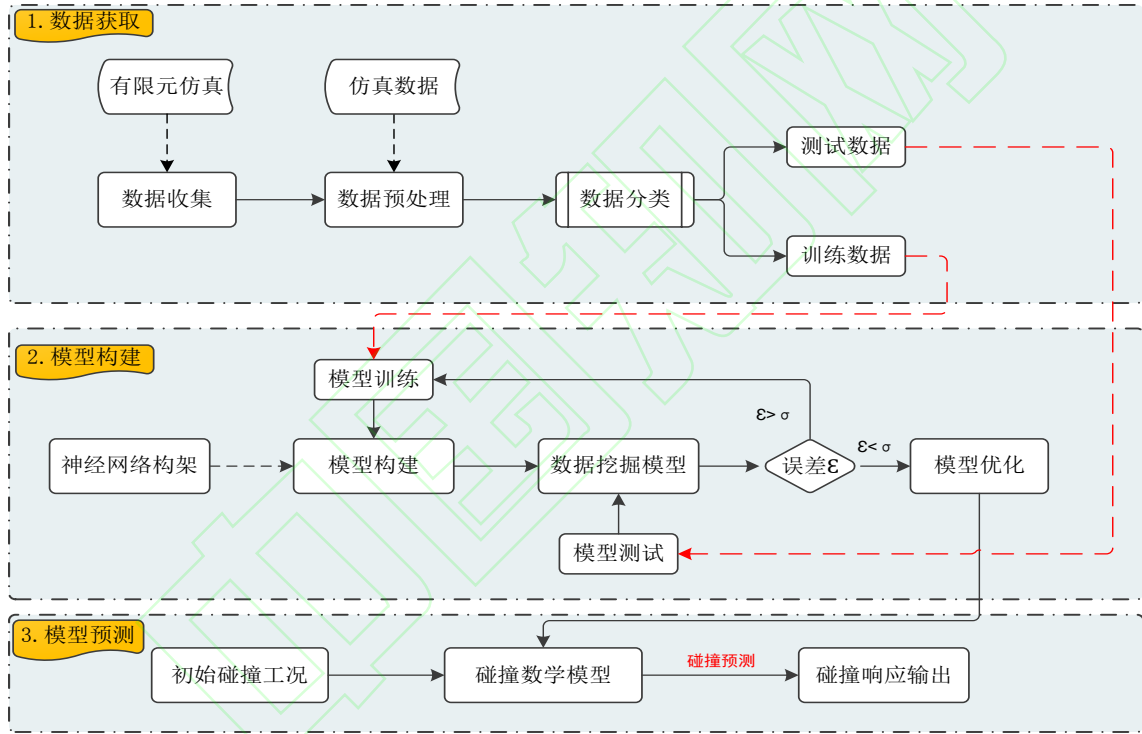


图 3 基于神经网络的碰撞响应预测框架

Fig. 3 Collision response prediction framework based on neural network

碰撞响应预测的实现过程主要分为数据获取、模型构建和模型预测三部分。(1) 首先对防爬吸能装置的碰撞工况进行有限元仿真, 进行数据收集, 其次对收集的数据预处理, 之后采用 k 折交叉验证的方法对数据进行分类处理, 分为训练数据与测试数据; (2) 基于神经网络对模型进行构建, 采用训练数据对模型进行训练, 之后获得数据挖掘模型, 采用测试数据对数据挖掘模型进行测试, 对模型误差进行判定, 误差 $\varepsilon > \sigma$ 时再次对模型进行训练, 重新获得数据挖掘模型, 直到误差 $\varepsilon < \sigma$ , 最后对获得可用的数据挖掘模型进行优化。(3) 通过对可用的

数据挖掘模型进行优化后获得碰撞数学模型, 通过输入初始碰撞工况, 获得碰撞响应输出数据。

## 3 模型构建

通过对防爬吸能装置进行有限元仿真, 获取不同壁厚下的位移、速度、内能和界面力等碰撞响应数据。通过对数据挖掘模型进行反复迭代寻优得到优化过的碰撞数学模型, 将获得的碰撞数学模型用于其他壁厚下的碰撞响应数据的预测。

### 3.1 有限元模型

防爬吸能装置由防爬齿、导向梁、吸能梁、筋板、



安装座和安装板等部件组成，采用四边形壳单元和六面体实体单元建模，获得的有限元模型如图 4 所示。吸能装置以  $v=16\text{ m/s}$  的初速度撞击刚性墙，其材料参数如表 1 所示。

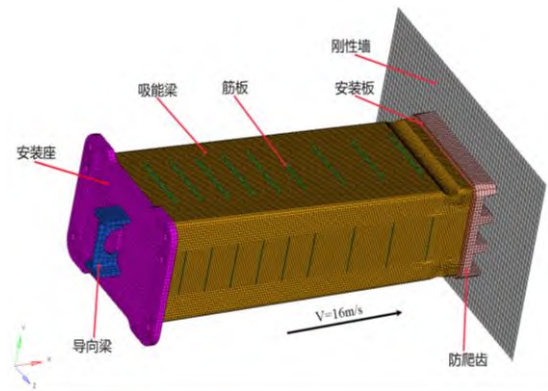


图 4 防爬吸能装置碰撞有限元模型

Fig. 4 Collision finite element model of energy absorbing device

表 1 吸能装置材料参数

Tab.1 Material parameters of energy absorption device

部件名	材料	厚度/mm	单元	质量/kg
吸能梁	Q310	2.5	Shell	14.75
导向梁	Q235A		solid	11.90
筋板	SUS304	3.0	shell	12.41
防爬齿	Q345		solid	14.86
安装座	Q355	16.0	solid	12.35
安装板	Q355	4.0	solid	2.00

为真实地模拟防爬吸能装置的碰撞特性，对吸能量梁采用 LS-DYNA 中的 \*MAT\_24 材料模型，而对吸能影响不大的导向梁、安装座和防爬齿等采用 \*MAT\_3 材料模型，对刚性墙采用 \*MAT\_20 的刚性材料模型。防爬齿与刚性墙以及不同部件之间采用自动面—面接触算法 (\*Contact \_ automatic \_ surface \_ to \_ surface)，部件自身接触采用自动单面接触算法 (\*Contact \_ automatic \_ single \_ surface)。对刚性墙采用全约束固定。碰撞仿真采用 LS-DYNA 显示积分算法进行求解计算，计算机硬件为 Intel(R) Xeon(R) CPU E7-8867 v4 服务器，主频为 2.39 GHz。运行内存 512G，使用 88 核并行计算获得不同壁厚（2、3、4、5、6 mm）下的碰撞响应数据。

### 3.2 有限模型的验证

为验证有限元仿真的有效性，对防爬吸能装置进行碰撞冲击试验。试验工况为 16 m/s 速度下撞击固定刚性墙，吸能梁壁厚为 2.5 mm。防爬吸能装置

塑性变形位移和内能的仿真—试验对比结果分别如图 5 和图 6 所示。

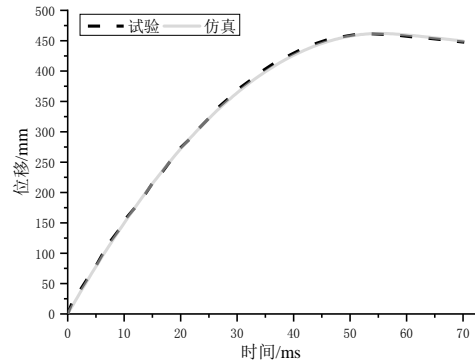


图 5 吸能装置的水平位移随时间变化

Fig. 5 Horizontal displacement of energy absorption device changing with time

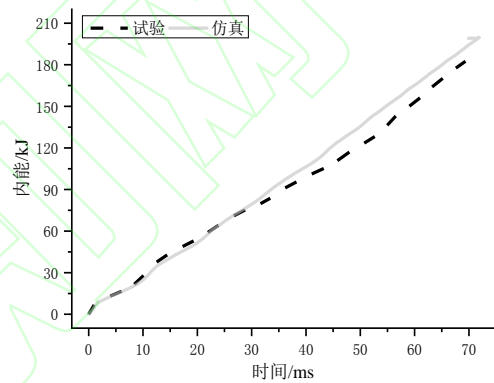


图 6 吸能装置内能随位移变化

Fig. 6 Internal energy of energy absorption device changing with displacement

由图 5 可知，随着碰撞时间的增加，仿真和实验测试结果都呈现出水平压缩位移先增大后减小的趋势。这是由于部分部件在碰撞后发生弹性变形导致的。仿真的最大压缩位移为 464 mm，与试验试验的最大压缩位移 458 mm 相差 6 mm，试验仿真相对误差仅为 1.31%。由图 6 可知，吸能装置仿真和试验所得到的最大内能分别为 199 kJ 和 188 kJ，试验仿真误差为 5.85%。

仿真和试验的对比结果验证了有限元模型的正确性，能够将仿真数据用模型训练。

### 3.3 数据挖掘模型训练

将验证过的有限元模型进行仿真计算，获得不同吸能梁壁厚度的位移、速度、撞击力和内能等碰撞响应数据。将所获得的数据分为训练数据和测试数据，进行模型训练和测试。同时，为增强其它变量的泛化能力，对碰撞数学模型引入位移变量  $d$ ，得到改进的碰撞数学模型

$$(d,t) \xrightarrow{f} y(t), \tag{10}$$

式中， $d$ 为吸能梁壁厚， $d=\{3.0, 4.0, 5.0, 6.0\}$ ； $t$ 表示时间（s）； $y$ 表示预测的碰撞响应（位移、速度、内能和界面力等）。

数据挖掘模型的训练拟合结果如图 7、8、9 和 10 所示。速度、位移、界面力、内能训练的拟合优度如表 2 所示。

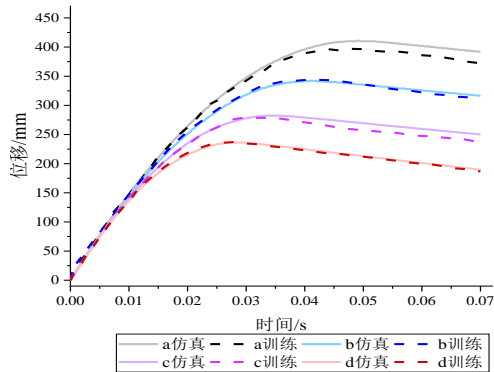


图 7 不同壁厚下位移结果  
Fig. 7 Displacement results under different wall thicknesses

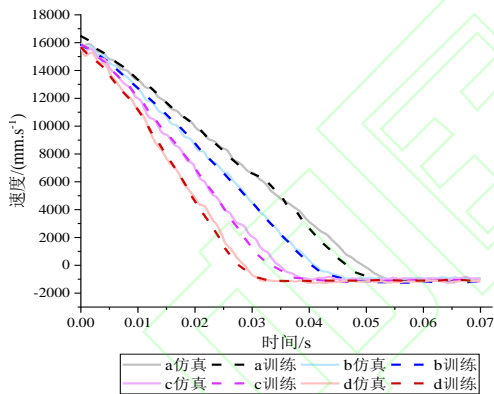


图 8 不同壁厚下速度结果  
Fig. 8 Speed results at different wall thicknesses

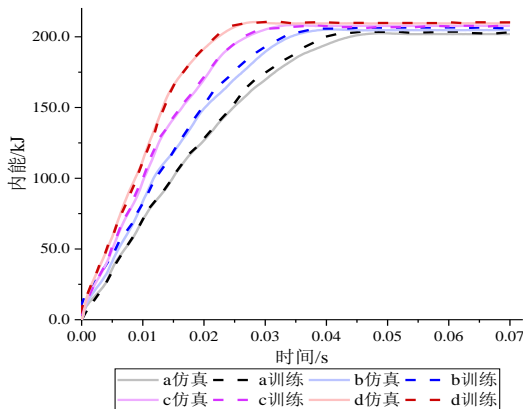


图 9 不同壁厚下内能结果  
Fig. 9 Internal energy results at different wall thicknesses

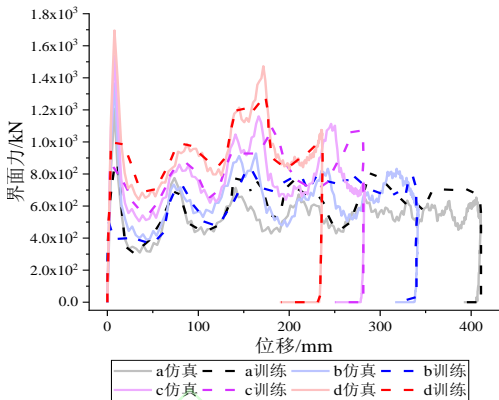


图 10 不同厚度下界面力结果  
Fig. 10 Interfacial force results at different thicknesses

表 2 数据挖掘模型的训练拟合优度

Tab. 2 Training fitting-goodness of data mining model				
训练输出	位移/ mm	速度/ (m · s <sup>-1</sup> )	内能/ kJ	界面力/ kN
拟合优度	0.992	0.997	0.999	0.922

4 模型预测与验证

基于碰撞数学模型，在 16 m/s 的碰撞初速度下，预测吸能梁壁厚为 4.5 mm 时所对应的速度、位移、界面力和内能随时间变化的碰撞响应数据，并用该工况下的有限元仿真数据验证模型的预测精度。图 11、12、13 和 14 分别为壁厚 4.5 mm 下防爬吸能装置的速度、位移、内能和界面力的仿真验证结果与模型预测结果。

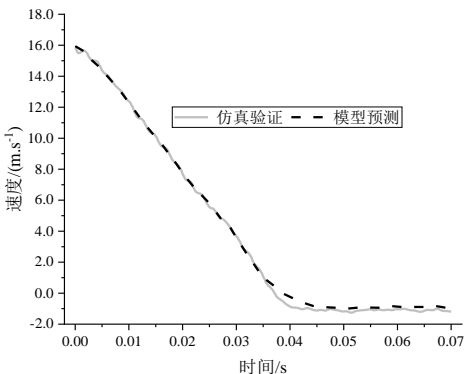


图 11 速度仿真预测对比结果  
Fig.11 Comparison results of speed simulation prediction

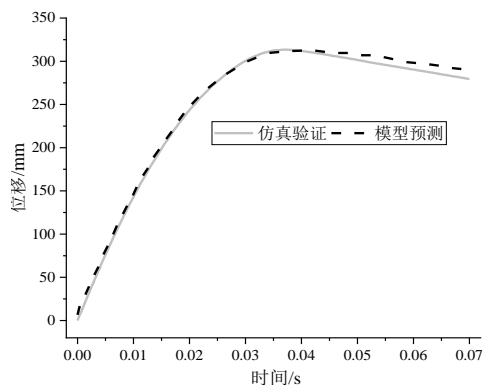


图 12 位移仿真预测对比结果

Fig. 12 Comparison of displacement simulation prediction

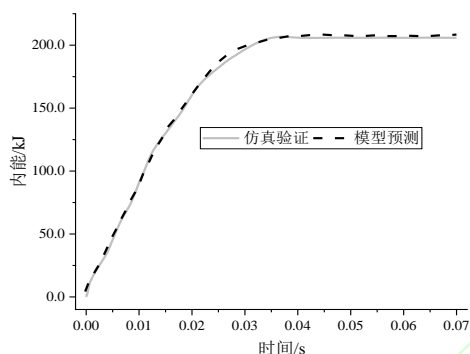


图 13 内能仿真预测对比结果

Fig. 13 Comparison results of internal energy simulation prediction

由图 11~14 模型预测与仿真验证的对比结果可知, 所提出的数据挖掘模型很好地学习到了其中的变化规律, 能够准确地预测出防爬吸能装置地速度、

位移、内能及界面力的变化规律。速度的平均相对误差为 4.25%, 位移的平均相对误差为 7.1%, 内能的平均相对误差为 2.8%, 界面力的平均误差仅 4.5%。

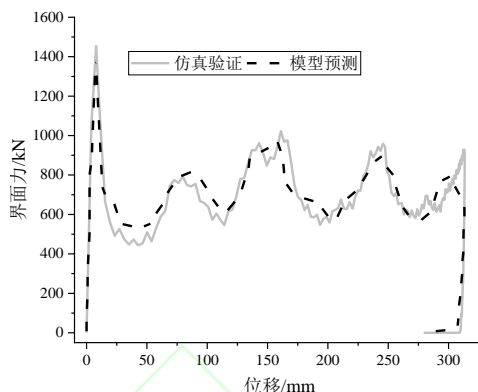


图 14 界面力仿真预测对比结果

Fig. 14 Comparison of interfacial force simulation prediction

模型对于一些界面力的波峰、波谷都能够很好的反映, 同样对于初始峰值也能很好预测出来。有限元仿真得到的界面力初始峰值为 1 412 kN, 碰撞数学模型预测的界面力峰值为 1 389 kN, 两者的误差仅为误差为 5.58%。

不同壁厚下的有限元仿真和数据挖掘模型的计算效率和精度对比如表 3 所示。

通过对比数据挖掘模型的计算效率与精度可知, 提出的数据挖掘模型够准确地预测出速度、位移、界面力和内能的变化规律, 对于界面力的均值以及最大吸能量同样能够很好的预测, 且能大幅提高计算速度, 节省计算时间。

表 3 数据挖掘模型的计算效率与精度对比

Tab. 3 Comparison of computational efficiency and accuracy of data mining models

方法	速度平均 误差/%	位移平均 差/%	界面力平均 误差/%	内能平均 差/%	训练时间 /min	预测时间 /min	计算时间 /min
有限元仿真	—	—	—	—	—	—	300.00
数据挖掘模型	7.10	4.51	6.20	2.50	2.25	0.12	2.37

## 5 结论

本文提出一种基于神经网络的碰撞响应预测框架, 基于此框架建立数据挖掘模型, 将有限元模型仿真数据用于数据挖掘模型的训练, 优化后的碰撞数学模型用于预测未知壁厚下的碰撞响应数据。

(1) 数据挖掘模型训练拟合优度在 92%以上, 训练后的数据挖掘模型具有较高的拟合优度。

(2) 将数据挖掘模型的预测数据与有限元仿真

数据进行对比分析, 速度、位移、界面力和内能的平均相对误差分别为 7.1%、4.51%、6.2%和 2.8%, 且很好地反映出界面力的波峰与波谷特性。

(3) 数据挖掘模型的计算时间仅需 2.37 min, 远小于有限元模型仿真计算所用时间 300 min, 大幅降低了计算时间。

所构建的数据挖掘模型能进一步推广应用到机车车辆的整车碰撞或者编组车碰撞响应数据的预测分析中, 部分代替试验或者有限元仿真分析。

## 参考文献:

- [1] CHADWICK S G, ZHOU N Y, and SAAT M R. Highway-rail grade crossing safety challenges for shared operations of high-speed passenger and heavy freight rail in the US[J]. *Saf Sci*. 2014, 68: 128-137.
- [2] KIMURA S, MOCHIDA T, KAWASAKI T, et al. Evaluation of energy absorption of crashworthy structure for railway's rolling stock (numerical simulation applying damage-mechanics model). *J Solid Mech Mater Eng*. 2013, 7: 102-117.
- [3] PEREIRA M S. Structural crashworthiness of railway vehicles[C]. *Proceedings of the 7th World Congress of Rail Research*, Montreal, QC, Canada, 4-8 June 2006.
- [4] KIRKPATRICK S W, SCHROEDER M, and SIMONS J W. Evaluation of passenger rail vehicle crashworthiness[J]. *International Journal of Crashworthiness*, 2001, 6(1): 95-106.
- [5] JIANG P, TIAN C J, XIE R Z, et al. Experimental investigation into scaling laws for conical shells struck by projectiles[J]. *International Journal of Impact Engineering*, 2006, 32(8): 1284-1298.
- [6] WANG M, LIU Z, QIU Y, et al. Study on the similarity laws for local damage effects in a concrete target under the impact of projectiles[J]. *Shock and Vibration*, 2015, 2015: 1-16.
- [7] SHAO H, XU P, YAO S, et al. Improved multibody dynamics for investigating energy dissipation in train collisions based on scaling laws[J]. *Shock and Vibration*, 2016, 2016: 1-11.
- [8] XU L J, LU X Z, SMITH S T, et al. Scaled model test for collision between over-height truck and bridge superstructure[J]. *International Journal of Impact Engineering*, 2012, 49: 31-42.
- [9] XIE S C, LIANG X, ZHOU H, et al. Crashworthiness optimisation of the front-end structure of the lead car of a high-speed train[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*. 2016, 53(2): 339-347.
- [10] MJOLSNESS E and DECOSTE D. Machine learning for science: state of the art and future prospects. 2001, 293(5537): 2051-2055.
- [11] PARK J, CHEN Z, KILIARIS L, et al. Intelligent vehicle power control based on machine learning of optimal control parameters and prediction of road type and traffic congestion[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2009, 58(9): 4741-4756.
- [12] FATMA G and DERYA Y. Congestion prediction system with artificial neural networks[J]. *International Journal of Interdisciplinary Telecommunications and Networking*, 2020, 12(3): 28-43.
- [13] LIU X G, Dominique L, ZHANG Y L, et al. Predicting motor vehicle crashes using support vector machine models[J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2008, 40(4): 1611-1618.
- [14] RAHMANPANAH H, MOULOUDI S, BURVILL C, et al. Prediction of load-displacement curve in a complex structure using artificial neural networks: A study on a long bone[J]. *International Journal of Engineering Science*. 2020, 154: 103319.
- [15] PAWLUS W, KARIMI H R, and ROBBERSMYR K G. Data-based modeling of vehicle collisions by nonlinear autoregressive model and feedforward neural network[J]. *Information Sciences*, 2013, 235(6): 65-79.
- [16] SHAHIDI P, MARAINI D, HOPKINS B, et al.. Railcar bogie performance monitoring using mutual information and support vector machines[C]. *Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society*, Coronado, California; 2015.
- [17] BHADURI S. Algorithm to enable intelligent rail break detection[J]. Blacksburg, VA: Dept. Mech. Eng, Virginia Tech, 2013.
- [18] Wei X K, Jia L M, GUO K, et al. On fault isolation for rail vehicle suspension systems[J]. *Veh Syst Dyn*. 2014, 52(6): 847-873.
- [19] TAHERI M and AHMADIAN M. Machine learning from computer simulations with applications in rail vehicle dynamics[J]. *Veh Syst Dyn*. 2016, 54(5): 653-666.
- [20] DIAS J P and PEREIRA M S. Optimization methods for crashworthiness design using multibody models[J]. *Computers & Structures*, 2004, 82(17): 1371-1380.
- [21] TANG Z, ZHU Y R, NIE Y Y, et al. Data-driven train set crash dynamics simulation[J]. *Veh Syst Dyn*. 2017, 55(2): 149-167.
- [22] NIE Y Y, TANG Z, LIU F J, et al. A data-driven dynamics simulation framework for railway vehicles[J]. *Veh Syst Dyn*. 2018, 56(3): 406-427.
- [23] LI Y R, ZHU T, TANG Z, et al. Inversion prediction of back propagation neural network in collision analysis of anti-climbing device[J]. *Advances in mechanical Engineering*. 2020, 12(5): 1-13.
- [24] FERNA'NDEZ M P, ZURIAGE P S, SANCHI'S I V, et al. Neural networks for modelling the energy consumption of metro trains[J]. *Proc IMechE Part F: J Rail and Rapid Transit*. 2019, 0(0): 1-12.
- [25] LAPEDES A and FARBER R. Nonlinear signal processing using neural network: predicting and system modeling[R]. Technical Report, LA-UR-87-2662, Los Alamos National Laboratory, Los Alamos, USA, 1987.