

• 被动安全技术专题 •

基于深度学习的车辆碰撞乘员伤害预测方法研究

黄泽辉^{1,2} 唐洪斌^{1,2} 王雪松^{1,2} 韩铎^{1,2} 王士彬^{1,2} 刘柏辰^{1,2}

(1. 中国第一汽车股份有限公司研发总院, 长春 130013; 2. 高端汽车集成与控制全国重点实验室, 长春 130013)

【摘要】为更快捷、更精确地预测车辆碰撞事故中乘员的伤害情况, 基于正面100%重叠刚性壁障实车碰撞试验数据建立了深度学习模型训练数据库, 并对数据进行了预处理和特征提取, 分别基于长短时记忆(LSTM)神经网络、卷积神经网络-长短时记忆(CNN-LSTM)神经网络、时域卷积网络(TCN)建立了深度学习模型对乘员伤害进行预测训练, 验证结果表明, 3种模型预测精度分别达到0.8579、0.8209和0.9674, 证明了所提出方法的可行性。

关键词:深度学习 乘员伤害预测 长短时记忆 卷积神经网络-长短时记忆神经网络
时域卷积网络

中图分类号: U462; TP181 文献标志码: A DOI: 10.20104/j.cnki.1674-6546.20230496

Research on Occupant Injury Prediction Method in Vehicle Collision Based on Deep Learning

Huang Zehui^{1,2}, Tang Hongbin^{1,2}, Wang Xuesong^{1,2}, Han Duo^{1,2}, Wang Shibin^{1,2}, Liu Baichen^{1,2}

(1. Global R&D Center, China FAW Corporation Limited, Changchun 130013; 2. National Key Laboratory of Advanced Vehicle Integration and Control, Changchun 130013)

【Abstract】To predict injury of the occupant in vehicle collision more rapidly and accurately, a training database for deep learning models was established based on frontal 100% overlap rigid barrier real-world collision data, and data preprocessing and features extraction were conducted. Deep learning models were constructed separately based on Long Short-Term Memory (LSTM), Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory (CNN-LSTM) neural network, and Temporal Convolutional Networks (TCN) for injury prediction training. The validation results show that the model prediction accuracy reaches 0.8579, 0.8209 and 0.9674, respectively, demonstrating feasibility of the proposed method.

Key words: Deep learning, Occupant injury prediction, Long Short-Term Memory (LSTM), Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory (CNN-LSTM) neural network, Temporal Convolutional Network (TCN)

【引用格式】黄泽辉, 唐洪斌, 王雪松, 等. 基于深度学习的车辆碰撞乘员伤害预测方法研究[J]. 汽车工程师, 2024(4): 8-11.

HUANG Z H, TANG H B, WANG X S, et al. Research on Occupant Injury Prediction Method in Vehicle Collision Based on Deep Learning[J]. Automotive Engineer, 2024(4): 8-11.

1 前言

目前, 车辆碰撞事故中的乘员伤害主要通过通过对车辆和乘员的动力学行为进行建模仿真实现预测。这种方法可以模拟车辆和乘员的运动轨迹和碰撞过程, 但需要较为复杂的模型和大量参数, 相关参数的获取和验证往往需要大量的试验和数据支持。同时, 这种方法对模型的假设和简化具有一定的主

观性和局限性, 难以对一些复杂的情况进行准确描述和预测。此外, 仿真计算时间往往较长, 难以满足实时性和成本的要求。

随着人工智能技术的发展, 基于数据驱动的预测方法开始应用, 该方法可通过分析历史数据学习系统的行为, 然后利用学习到的模型进行性能预测。Alkheder等将48种不同属性(年份、时间、事故类型、天气、年龄、国籍等)作为自变量, 应用人工神

神经网络预测交通事故中乘员伤害的严重程度^[1]。Bance 和 Nie 提出序列到序列的深度学习算法,利用碰撞前信息(如车辆碰撞脉冲)预测碰撞过程中乘员的动力学响应序列^[2]。相较于仿真方法,基于数据驱动的预测方法可以更好地适应各种复杂系统和不同场景条件下的乘员伤害预测,并可避免复杂的模型和参数的假设和简化,减少主观因素对预测结果的影响,同时,可通过深度学习技术进行自动特征提取和模型训练,从而简化了特征工程和模型设计的过程,提高预测的准确性和可靠性。然而,基于数据驱动的预测方法也存在一些局限性,如对数据的数量和质量有一定要求,数据量不足或质量不佳都可能影响预测的准确性。因此,在选择基于数据驱动的预测方法时,需要充分考虑数据的实际情况和应用场景,并进行合理的试验设计和模型优化。

本文使用深度学习算法对历史数据进行建模和分析,以期实现乘员伤害的单目标高精度快速预测,并更好地适应各种复杂系统和不同场景。

2 深度学习在被动安全领域的应用

为了探究算法的适用性,本文选用长短时记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)神经网络^[3]、卷积神经网络-长短时记忆(Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory, CNN-LSTM)神经网络和时域卷积网络(Temporal Convolutional Network, TCN)^[4]分别建立乘员伤害预测模型。

LSTM 的网络架构如图 1 所示,其中, X_t 为 t 时刻的特征向量, H_t 为 t 时刻的隐藏层, σ 为 S 型函数。LSTM 网络在处理长序列和依赖关系方面表现出色,具备较强的记忆能力,适用于自然语言处理和时间序列分析等任务,但也存在计算复杂性较强、并行性有限以及潜在的过拟合问题。

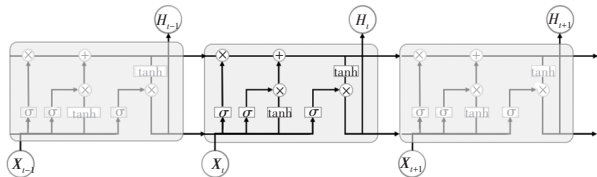


图1 LSTM网络架构

CNN-LSTM 网络架构如图 2 所示,它结合了卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)和 LSTM 神经网络,能够有效处理多模态数据,提取空间特征和建模时间依赖性,特别适用于多步预测任务,但其结构相对复杂,需进行仔细的超参数调整并采取措施防止过拟合。

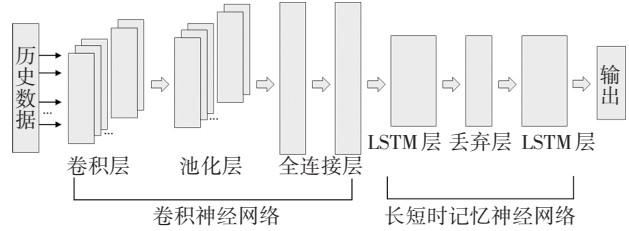


图2 CNN-LSTM网络架构

TCN 的网络架构如图 3 所示,其中, x_t, \hat{y}_t 分别为输入、输出序列的第 T 个值, k, d 分别为卷积核尺寸(Kernel Size)、空洞率(Dilation Rate),其能够有效处理长期依赖性,实现并行计算,具有参数共享优势,并可稳定处理梯度传播,但其要求固定长度的输入序列,参数调整复杂。

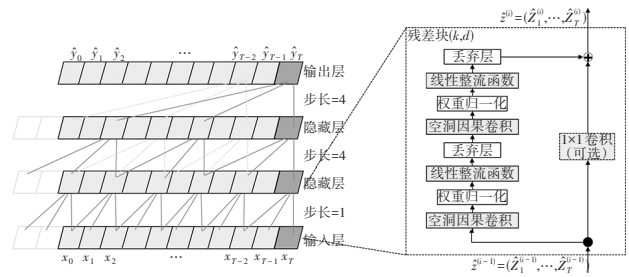


图3 TCN网络架构

3 研究方法

3.1 数据准备

3.1.1 数据集

本文使用中国新车评价规程(2021年版)正面100%重叠刚性壁障碰撞试验数据,样本属性包含碰撞时间、车体加速度、驾驶员头部加速度。

3.1.2 数据预处理

首先,利用 Python 编程语言和数据分析库 Pandas、Numpy 对试验数据中碰撞时间、车体加速度和驾驶员头部加速度进行自动化批量提取。这一处理过程包括数据清洗和特征提取,以确保数据的准确性和质量。提取数据示例如表 1 所示。

表1 样本数据

碰撞时间/ms	车体加速度 /mm·s ⁻²	驾驶员头部加速度 /mm·s ⁻²
0.00	1.486 79	-0.595 91
0.05	0.887 90	-0.595 91
0.10	0.887 90	-0.595 91
0.15	0.289 01	-0.595 91
...
200.00	0.887 90	-4.189 22

然后,采用 Sklearn 库中的最小最大缩放器

(MinMaxScaler)将原始数据进行拟合和转换后线性变换到[0,1]范围内,使不同特征之间具有相同的尺度。

最后,按照8:2的比例将数据集划分为训练集和测试集。

3.2 乘员伤害预测

3.2.1 深度学习模型构建

分别使用LSTM、CNN-LSTM神经网络、TCN构建深度学习模型。基于深度学习的驾驶员头部动力学曲线预测流程为:首先,采集车体动力学曲线并对其进行预处理(每0.05 s采样一次,采样时长200 ms);然后,以预处理后的车体动力学曲线作为输入,利用深度学习模型预测得到驾驶员头部动力学曲线。

3.2.2 模型训练

使用训练集进行模型训练。训练过程中,设置序列长度(Seq_length)为3、批大小(Batch_size)为64、学习率(Learning_rate)为0.001,优化器(Optimizer)为自适应矩估计(Adam),损失函数为均方误差(Mean Square Error, MSE)。训练环境设置如表2所示。

表2 训练环境设置

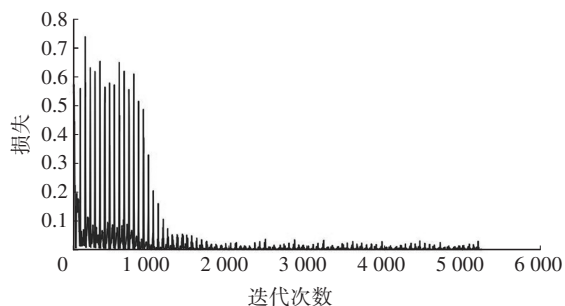
操作系统	Ubuntu 18.04.5
编程语言	Python 3.8.10
深度学习框架	Pytorch 2.0.0
处理器	Intel Xeon CPU E5-1620 0 @ 3.60 GHz

MSE^[5-6]越小,表示模型的拟合效果越好,其计算公式为:

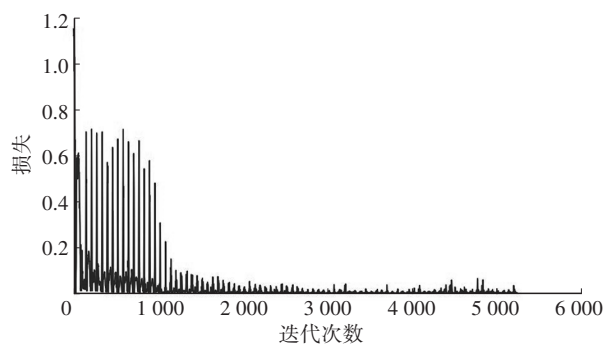
$$e_{ms} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}{n} \quad (1)$$

式中: n 为样本数量, y_i 为实际值, \bar{y}_i 为预测值。

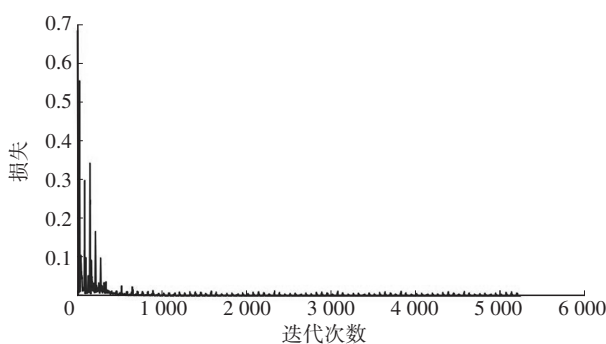
对训练过程进行可视化,3个模型的训练损失曲线如图4所示。3个模型均成功收敛到相对稳定的状态,但收敛速度差异明显。TCN模型在相对较少的迭代次数内即达到稳定状态,LSTM模型、CNN-LSTM模型需要更多的迭代才能实现收敛,这反映了TCN模型能够更快地学习到数据的特征,对数据具有更快的拟合速度。



(a)LSTM



(b)CNN-LSTM



(c)TCN

图4 模型训练损失曲线

3.2.3 测试结果

本文基于ISO/TS 18571^[7],从通道、相位、振幅、斜率等方面对驾驶员头部加速度曲线进行预测精度评价。

预测精度 R 的计算公式为:

$$R=0.4Z+0.2E_p+0.2E_m+0.2E_s \quad (2)$$

式中: Z 、 E_p 、 E_m 、 E_s 分别为两条曲线间的通道相关性、相位相关性、振幅相关性、斜率相关性^[7]。

根据计算结果,将预测精度分为4个等级:差($R \leq 0.58$)、一般($0.58 < R \leq 0.80$)、良好($0.80 < R \leq 0.94$)、优秀($R > 0.94$)。

使用测试集进行模型评估,3个模型的预测结果如图5所示,各模型基于ISO/TS 18571标准的评价结果及预测速度如表3所示。在预测精度上,各模型的预测曲线与真实曲线都存在一定程度的重合,但预测精度差异明显:TCN模型的预测精度最高,LSTM模型、CNN-LSTM模型预测精度较TCN模型低,但明显高于有限元法(Finite Element Method, FEM)仿真模型。在预测速度上,3个模型的预测速度相当,明显优于FEM仿真模型。综上,TCN模型在精度方面表现出色,而LSTM和CNN-LSTM则在速度方面具有优势,在实际应用中,应根据需求权衡速度和精度,选择合适模型。

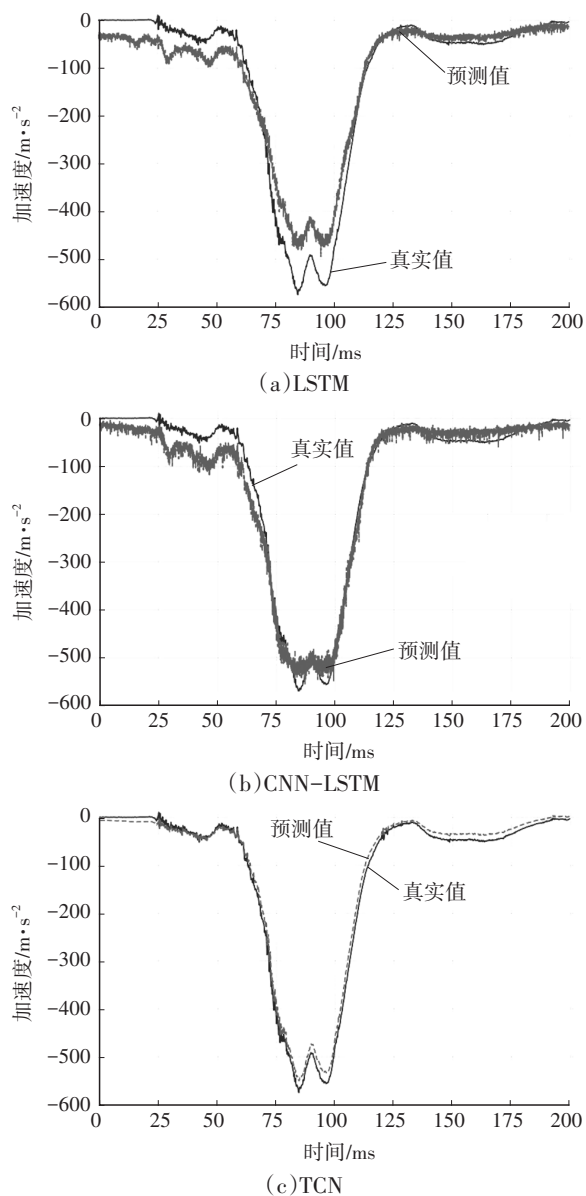


图5 驾驶员头部加速度预测结果

表3 预测结果评价

方法	预测用时	Z	E_p	E_M	E_s	R	等级
LSTM	28 ms	0.949 8	1.000 0	0.910 4	0.479 6	0.857 9	良好
CNN-LSTM	32 ms	0.947 4	1.000 0	0.922 1	0.287 7	0.820 9	良好
TCN	46 ms	0.999 7	0.998 3	0.968 0	0.871 1	0.967 4	优秀
FEM	8 h	0.940 5	0.981 6	0.906 2	0.041 3	0.762 0	一般

4 结束语

本文利用正面100%重叠刚性壁障实车碰撞数据,探究了基于LSTM、CNN-LSTM和TCN的深度学习模型在车辆碰撞事故乘员伤害预测中的可行性和实用性。这些预测模型在毫秒级的预测速度下,分别达到了0.857 9、0.820 9和0.967 4的预测精度,证明了深度学习模型在预测乘员伤害方面的有效性。

参考文献

- [1] ALKHEDER S, TAAMNEH M, TAAMNEH S. Severity Prediction of Traffic Accident Using an Artificial Neural Network[J]. Forecast, 2017, 36(1): 100-108.
- [2] BANCE I, NIE B. A Framework for Near Real-Time Occupant Injury Risk Prediction Using a Sequence-to-Sequence Deep Learning Approach[C]// Proceedings of the International Research Council on the Biomechanics of Injury (IRCOBI) Conference. Florence, Italy: IRCOBI, 2019.
- [3] 王玉堃. LSTM和GRU神经网络在股指高频数据预测中的研究[D]. 济南: 山东大学, 2020.
WANG Y K. Index Based on LSTM and GRU Neural Network Research on Prediction of High Frequency Data of Stock[D]. Jinan: Shandong University, 2020.
- [4] BAI S J, KOLTER J Z, KOLTUN V. An Empirical Evaluation of Generic Convolutional and Recurrent Networks for Sequence Modeling[EB/OL]. (2018-03-04) [2023-11-15]. <https://arxiv.org/abs/1803.01271>.
- [5] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
ZHOU Z H. Machine Learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.
- [6] 弗朗索瓦·肖莱. Python深度学习[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2018.
CHOLLET F. Deep Learning with Python[M]. Beijing: Post & Telecom Press, 2018.
- [7] ISO. Road Vehicles - Objective Rating Metric for Non-Ambiguous Signals: ISO/TS 18571: 2014[S]. Switzerland: ISO, 2014.

(责任编辑 斛 畔)

修改稿收到日期为2023年11月15日。