

基于行车振动的路面车辙评价方法可行性研究

张金喜,王佩荣,曹丹丹,曾靖翔

(北京工业大学 城市建设学部,北京市 100124)

摘要:为探讨路面性能的智能化检测和监测方法,该文利用自主开发的行车数据采集APP采集路面行车过程中的振动加速度等数据,开展了利用行车振动评价路面车辙的可行性研究。首先,对采集的振动加速度数据进行降噪处理,分析不同工况下的行车振动特征;其次,提取振动加速度中与路面车辙相关性较高的7个时域指标作为初选指标集,并通过主成分分析法将7个初选指标降维成两个独立的主成分;最后,将两个主成分和速度作为评价指标,建立基于卷积神经网络(CNN)的车辙评价模型。结果表明:该文方法对路面车辙评价的平均绝对误差为1.03 mm,平均相对误差为16.4%。利用该文所建立的模型能够对路面车辙进行较为准确的评价,可为利用行车大数据进行路面车辙的实时在线监测提供一定的参考。

关键词:车辙;振动加速度;主成分分析;卷积神经网络;智能手机

中图分类号:U416.2

文献标志码:A

0 引言

车辙是路面在交通荷载的反复作用下产生的一种永久变形。在沥青路面的养护管理中,路面车辙是一项重要的技术状况指标,同时也与行车的舒适性和安全性息息相关^[1]。路面车辙检测技术的总体发展趋势经历了3个阶段:从传统的人工检测到半自动化检测,再发展到全自动化检测^[2-3]。人工车辙检测主要是直尺法,把直尺横放在车辙上部,用量尺测量出最大车辙深度;后期发展到半自动检测,在人工辅助下利用横断面仪进行测量。在中国公路大发展的背景下,这两种检测方法既费时又费力,一般情况下只做少数抽样检测。目前,广泛应用的路面车辙全自动化检测技术主要包括超声波^[4]、激光^[5]和数字影像^[6]检测技术,其中以激光检测的研究应用较多。Wang等^[7]为了提高线激光分布的均匀性和激光束线宽的敏锐度,设计并优化了一种激光束整形系统;郎洪等^[8]针对点激光车辙检测技术中车辙深度异常和横断面数据不完整的问题,采用三维线激光技术,提出了一种基于病害三维特征的沥青路面车辙异常检

验方法。激光车辙检测的关键在于图像处理,Kage等^[9]提出了一种利用激光和车载立体摄像机进行车辙检测的新方法,通过对激光照射到路面的图像进行各种图像处理来检测车辙。

目前,中国的公路建设已从高速发展阶段进入大规模公路养护时代,面临着重大的养护任务。随着智能化和信息化技术的发展,在线监测已成为今后路面性能检测评价领域的一个发展方向。自动化检测技术虽已较为成熟,但检测成本高、检测频率低(一般为1次/年),尚不能实现对路况的实时监测。而由于智能手机内置的三轴加速度计、陀螺仪以及全球定位系统等可有效地获取车辆运行过程中的各种数据^[10],将智能手机作为检测设备的方法受到了越来越多国内外学者的关注。张金喜等^[11]用经遗传算法优化的BP神经网络建立了Z轴振动加速度特征值和速度与平整度之间的关系;Islam等^[12]将智能手机收集的加速度、时间戳、GPS坐标数据导入Matlab和ProVAL软件,计算得到 I_{IRI} 值;Wang等^[13]提出了一种基于马田系统的道路状况检测方法,用于区分井盖、坑洞和减速带;Souza等^[14]结合智能手机传感器和机器学习算法来实现对路面状况的实时评估和

收稿日期:2022-01-12

基金项目:国家自然科学基金资助项目(编号:51778027);国家重点研发计划项目(编号:2018YFB1600302)

作者简介:张金喜,男,博士,教授,博士生导师.E-mail:zhangjinxi@bjut.edu.cn

监测。车辙也是路面性能的一个重要指标,但目前该方面的理论与应用研究相对较少。

基于以上研究背景,该文将智能手机应用到路面车辙的评价中,分析智能手机采集的振动加速度与车辙深度之间的关系,通过相关性分析和主成分分析确定行车振动指标,最后通过卷积神经网络模型实现对车辙的评价,期望为车辙的在线监测提供新思路。

1 行车试验概况

1.1 试验设备与人员

试验数据采集设备主要包括安装行车数据采集 APP^[15]的安卓智能手机和多功能路况检测车。行车数据采集 APP 由笔者等单独设计研发而成,试验手机的型号为华为荣耀 10。行车试验车辆以东风本田 CRV 为主,以起亚福瑞迪作为试验对比车辆。车辆的轮胎气压等均为标准车况状态。试验中每辆车配备驾驶员 1 人、手机 APP 操作员 1 人和试验记录员 1 人。

1.2 试验路段

行车试验路段应满足具有不同的车辙深度、路段交通量小、路线平顺、路面干燥等条件,以便开展安全行车试验,并获得有效的试验数据。此次试验选择位于山东省济南市东部郊区的 3 条普通沥青混凝土道路,路段情况见表 1。

表 1 路段情况汇总

路段名称	总长度/m	路面类型	路段平均车辙深度/mm
飞跃大道	1 100	沥青混凝土	5.83
春博路	2 000	沥青混凝土	7.66
大柳线	300	沥青混凝土	10.24

1.3 试验方案

将安装数据采集 APP 的智能手机用透明胶带水平固定在汽车前排的中央扶手箱上,固定处材质较硬,采集频率设为 10 Hz,采集行车过程中的三轴振动加速度、时间、经纬度、速度等数据。手机采集的行车振动加速度,左右方向记为 X 轴,前后方向记为 Y 轴,上下方向记为 Z 轴。试验中,操作员负责操控 APP,记录员负责记录路段、编号、开始时间、结束时间、车辆型号、速度特征等。在不变道的情况下,每条试验路段利用两种车型,分别以 30 km/h、50 km/h、

70 km/h 的速度各重复行驶 3 次,试验过程中尽可能保持匀速平稳行驶,采集不同工况下的行车数据。同时利用多功能路面检测车对试验路段进行检测,获取相应的车辙深度数据。

采集的数据主要包括行车数据和路面车辙深度两部分,其中车辙深度的检测单元长度为 20 m,为实现行车数据与车辙深度数据的匹配,采用 Matlab 编程软件,将行车数据以每 20 m 进行截取,为接下来的数据分析做准备。

2 不同工况下的振动特征分析

2.1 Kalman 滤波

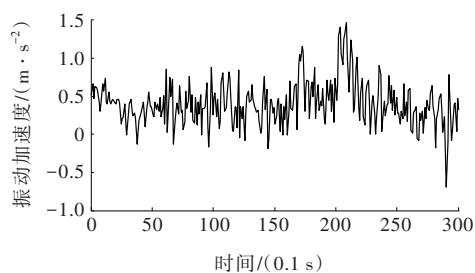
在工程应用中,由于受到系统内外部各种因素的影响,经传感器采集和测量的数据往往夹杂着许多不需要的成分。采样得到的三轴振动加速度数据,除了因道路本身引起的车辆振动外,还包含车辆自振、加速度传感器本身以及外部噪声等干扰信号。因此,需要对数据进行滤波处理,消除信号中的噪声与干扰,尽可能还原真实加速度变化情况。因此,该文选用 Kalman 滤波来滤除噪声。

Kalman 滤波适用于估计一个由随机变量组成的动态系统的最优状态,即便是观测到的系统状态参数含有噪声,观测值不准确,也能够完成对状态真实值的最优估计。Kalman 滤波的核心思想是:根据当前时刻的仪器测量值和上一时刻对当前时刻的预测值,计算得到当前时刻的最优量,并依据该最优量预测下一个时刻的值^[16]。该文应用 Matlab 软件实现了 Kalman 滤波。图 1 为滤波效果对比图。由图 1 可以看出:数据经过卡尔曼滤波后,既保留了原有数据的起伏趋势,又基本消除了原数据上的毛刺波动,滤波效果较好。

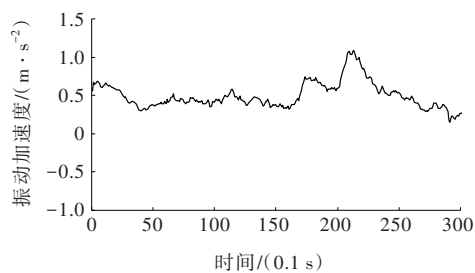
2.2 不同工况下的振动特征分析

同样的路面以不同的行车速度、不同的车辆通过,引起的振动也具有不同的特点,而且振动加速度的正负只代表方向,与大小无关。为了比较不同工况下的振动变化特点,选择振动加速度绝对值的均值作为反映行车振动的特征指标。

该文按照第 1.3 节的方案进行了不同车速和车辆下的行车试验,选取部分路段计算不同工况下的振动加速度绝对值的均值,其变化趋势分别如图 2、3 所示。

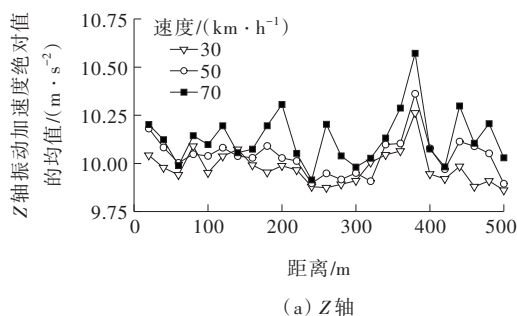


(a) 原始数据

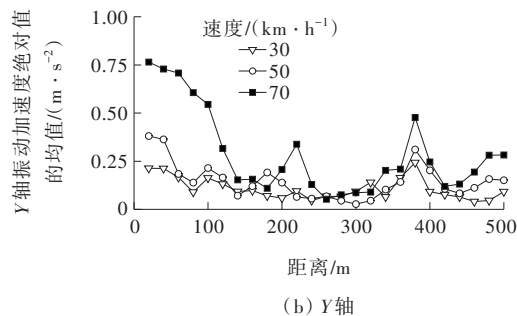


(b) 滤波后数据

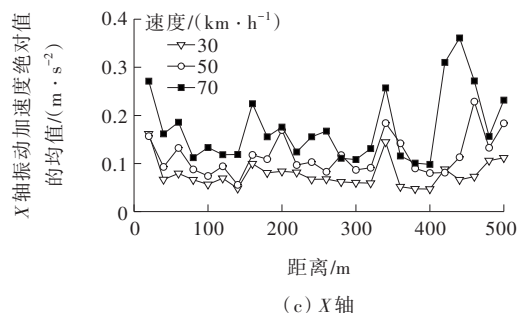
图1 卡尔曼滤波效果对比图



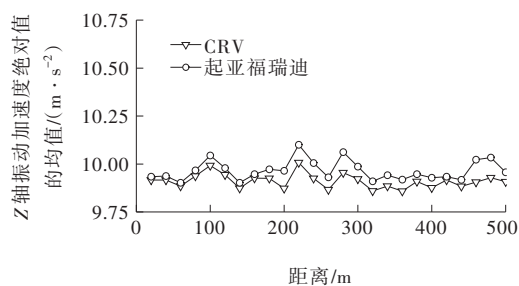
(a) Z轴



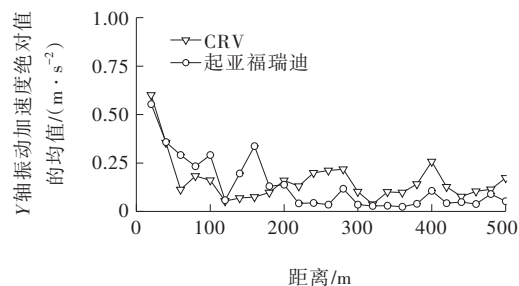
(b) Y轴



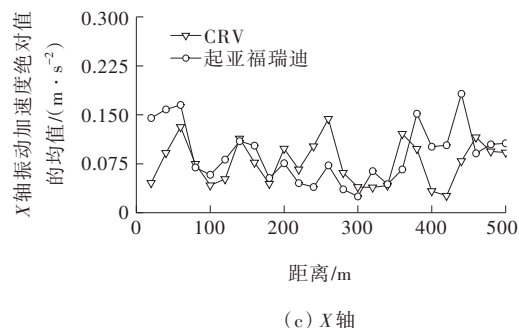
(c) X轴

图2 不同车速的振动特征对比图
(车型:东风本田CRV)

(a) Z轴



(b) Y轴



(c) X轴

图3 不同试验车辆的振动特征对比图(车速:50 km/h)

从图2可以看出:当控制速度为变量时,速度越大,引起的振动加速度值越大,但不同速度下的振动变化趋势具有一致性。从图3可以看出:当控制车辆为变量时,起亚福瑞迪产生的振动加速度值比CRV的大,可能是因为车辆悬架系统的不同,CRV的悬架系统优于起亚福瑞迪,降低了路面引起的车辆振动,但同样,两者具有相似的变化趋势。选择振动加速度绝对值的标准差等其他指标进行比较,结果同上。考虑到在试验中车辆不可能沿着完全相同的路径行驶,而试验速度也会有一定的偏差等原因,因此振动加速度的波动性是不可避免的。综上所述,不同工况下的行车振动大小虽有不同,但其变化趋势具有较高的一致性。

由于不同车辆的悬挂系统不同,因此,该文主要以东风本田CRV车辆的行车振动数据为研究对象。

3 振动特征指标分析与提取

车辆在道路上行驶产生的振动与多种因素有关,既与车辆本身的性能有关,也更多地受到路面性能的影响。与行车振动有关的路面性能包括平整度、车辙、破损等,不同路面特征对行车振动的影响不同。有关研究表明:正常行车状态下,路面平整度会对行车竖向振动加速度产生较大的影响,而对其他方向的振动加速度的影响相对较小。车辙不同于路面平整度,车辙是大致沿轮迹形成和分布的路面凹陷辙槽。首先,由于不同类型车辆轮距的差异,使得车辙的间距与车辆轮距不一致;其次,车辆行驶并不能完全按一条直线行驶,行驶过程中会发生一定的左右摇摆;第三,最重要的是,大量研究表明,车辙不是一条直线的辙槽,而是沿行车方向有一定的左右形状变异,从而导致行车横向稳定性变差,严重情况下会影响行车安全。上述分析表明:车辙是使车辆产生左右摇晃颠簸、引发车辆侧向加速度变化的主要原因。

3.1 行车振动指标相关性分析

为选取车辙评价模型的行车振动加速度最优特征参数,提取 3 个轴向的 18 个时域特征,包括峰-峰

值、有效值、加速度绝对值的最大值、最小值、均值和标准差。为分析车辙深度与各振动指标间的相关性,首先控制速度一定,分别计算速度为 30 km/h、50 km/h、70 km/h 时,车辙深度与各指标间的相关系数,然后计算 3 种速度下的各指标平均相关系数,在所有显著相关的指标中选择平均相关系数大于 0.5 的作为初选指标集,结果如表 2 所示。

表 2 初选指标集

排序	指标	符号	相关系数
1	X 轴均值	X_{mean}	0.662
2	X 轴最大值	X_{max}	0.661
3	X 轴标准差	X_{std}	0.608
4	X 轴有效值	X_{rms}	0.588
5	X 轴峰-峰值	$X_{\text{p-p}}$	0.587
6	Y 轴有效值	Y_{rms}	0.521
7	Y 轴均值	Y_{mean}	0.510

由表 2 可以看出:排在前 5 位的指标均为 X 方向的振动加速度指标,排在 6~7 位的指标为 Y 方向的振动加速度指标。故路面车辙主要影响 X 方向的振动加速度,对 Y 方向也有一定影响。

上述 7 个指标都反映了车辆的振动特征,它们之间也可能存在线性相关性。对 7 个指标做相关性检验,结果见表 3。

表 3 指标间的相关性检验

相关性检验	X_{std}	X_{max}	$X_{\text{p-p}}$	X_{rms}	X_{mean}	Y_{rms}	Y_{mean}
X_{std}	皮尔逊相关性	1	0.905**	0.787**	0.757**	0.666**	0.229**
	Sig.(双尾)		0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
X_{max}	皮尔逊相关性	0.905**	1	0.696**	0.920**	0.869**	0.240**
	Sig.(双尾)	0.000		0.000	0.000	0.000	0.000
$X_{\text{p-p}}$	皮尔逊相关性	0.787**	0.696**	1	0.498**	0.414**	0.088
	Sig.(双尾)	0.000	0.000		0.000	0.000	0.168
X_{rms}	皮尔逊相关性	0.757**	0.920**	0.498**	1	0.991**	0.228**
	Sig.(双尾)	0.000	0.000	0.000		0.000	0.000
X_{mean}	皮尔逊相关性	0.666**	0.869**	0.414**	0.991**	1	0.212**
	Sig.(双尾)	0.000	0.000	0.000	0.000		0.001
Y_{rms}	皮尔逊相关性	0.229**	0.240**	0.088	0.228**	0.212**	1
	Sig.(双尾)	0.000	0.000	0.168	0.000	0.001	
Y_{mean}	皮尔逊相关性	0.224**	0.236**	0.076	0.226**	0.212**	0.999**
	Sig.(双尾)	0.000	0.000	0.229	0.000	0.001	

注:**表示在 0.01 的显著性水平上相关性显著。

从表 3 可以看出:不仅同一轴向的指标高度相关,而且不同轴向的指标间也存在一定的相关性。

当变量间有一定相关关系时,会对评价模型造成信息重叠的影响,若直接将其纳入分析可能会出现多

重共线性的情况,影响最终评价结果。如果只从中选取几个指标进行分析,又可能会造成重要数据信息的丢失和不完整,导致模型的泛化性能降低。针对这种情况,该文通过主成分分析法(PCA)对初选指标进行降维处理,确定最终的评价指标,以提高模型精度和泛化能力。

3.2 基于主成分分析的指标提取

主成分分析是一种通过降维技术把多个变量化为少数几个主成分(综合变量)的统计分析方法,是最重要的特征提取方法之一。将一组存在相关性的 n 个变量通过正交变换转化为一组不相关的 $m(m < n)$ 个变量,新变量是旧变量的线性组合,转化后的新变量即为主成分,而这 m 个主成分以尽可能少的维度尽可能多地保留原始变量的主要特征。

通过SPSS软件对上述7个指标进行主成分分析。首先进行KOM检验和Bartlett球形度检验,以确保指标间具有结构效度^[17]。KMO检验 K_{KMO} 主要用于检查指标间的偏相关性,取值范围为0~1,取值越大,表明指标进行主成分分析的效果越好;而实际应用时,则至少要求 K_{KMO} 值大于0.5才适合进行主成分分析。Bartlett球形度检验主要用于检验数据的分布以及各个指标间的独立情况,当显著性水平小于0.05时,拒绝各变量独立的原假设,则说明可以进行主成分分析。KOM检验和Bartlett球形度检验的结果如表4所示,表4中 K_{KOM} 值为 $0.655 > 0.5$,同时Bartlett检验的显著性为 $0.00 < 0.05$,综合两种检验结果,说明指标适合进行主成分分析。

表4 KOM和Bartlett球形度检验

KMO取样 适切性量数	Bartlett球形度检验		
	近似卡方	自由度	显著性
0.655	10 549.640	21	0.000

主成分的方差贡献率是衡量其对原始数据的信息保存程度的指标。表5为主成分(第1列)、对应的特征值(第2列)、对应的方差贡献率(第3列)和累积方差贡献率(第4列),当特征值大于1时,该成分可以被认为是主成分。从表5可看出:前两个成分的特征值大于1,且累积方差贡献率为89.8%,已经能够反映原始数据的大部分信息,故提取前两个主成分进行下一步的模型建立。根据主成分荷载矩阵(表

6)及表5中各主成分对应的特征值可以得到主成分的表达式如下:

$$\begin{aligned}
 F_1 &= 0.442 \bar{X}_{\text{std}} + 0.463 \bar{X}_{\text{max}} + 0.380 \bar{X}_{\text{p-p}} + \\
 &\quad 0.449 \bar{X}_{\text{rms}} + 0.429 \bar{X}_{\text{mean}} + \\
 &\quad 0.179 \bar{Y}_{\text{rms}} + 0.167 \bar{Y}_{\text{mean}} \\
 F_2 &= -0.126 \bar{X}_{\text{std}} - 0.188 \bar{X}_{\text{max}} - 0.173 \bar{X}_{\text{p-p}} - \\
 &\quad 0.076 \bar{X}_{\text{rms}} - 0.061 \bar{X}_{\text{mean}} + \\
 &\quad 0.678 \bar{Y}_{\text{rms}} + 0.686 \bar{Y}_{\text{mean}}
 \end{aligned} \quad (1)$$

$$\quad (2)$$

式中: F_1 为第1主成分; F_2 为第2主成分; \bar{X}_{std} 为 X_{std} 正态标准化后的值,其他类推。

表5 总方差解释

成分	初始特征值			提取载荷平方和		
	总计	方差百分比/%	累积/%	总计	方差百分比/%	累积/%
1	4.431	63.296	63.296	4.431	63.296	63.296
2	1.855	26.504	89.800	1.855	26.504	89.800
3	0.582	8.320	98.119			
4	0.102	1.457	99.576			
5	0.028	0.395	99.971			
6	0.002	0.024	99.995			
7	0.000	0.005	100.000			

表6 主成分荷载矩阵

指标	成分		指标	成分	
	1	2		1	2
X_{std}	0.930	-0.172	X_{mean}	0.903	-0.083
X_{max}	0.974	-0.160	Y_{rms}	0.377	0.924
$X_{\text{p-p}}$	0.800	-0.236	Y_{mean}	0.352	0.934
X_{rms}	0.946	-0.103			

4 车辙评价模型

人工神经网络(Artificial Neural Network)是一种模拟人脑的神经网络以期能够实现类人工智能的机器学习技术。近些年来,人工神经网络在模式识别、自动控制、信号处理、辅助决策等多方面起到了十分显著的作用。神经网络的研究与应用之所以能够不断地发展,与其强大的函数拟合能力是分不开的。神经网络在数据处理中具有自主学习功能以及

寻找优化解的能力,因此相比以往的回归处理方式,使用神经网络实现回归要简单和准确得多。

4.1 卷积神经网络模型构建

采用卷积神经网络建立车辙评价模型,卷积神经网络是深度神经网络结构中最经典的一种,属于前馈神经网络^[18],它能够从数据中高效地获取有用的特征描述。目前卷积神经网络已广泛应用于语音识别、图像识别及分类、自然语言处理等领域^[19]。该文基于卷积神经网络的车辙评价模型构建过程如下:

(1) 输入特征数据

将采集到的振动加速度经上述方法处理计算得到 F_1 和 F_2 。第 2.2 节证明了相同的道路,速度越大,产生的振动越大,故将 F_1 、 F_2 和速度作为输入,车辙深度作为输出。由于输入的振动特征 F_1 和 F_2 与速度存在不同的单位量纲,为消除各指标间的差异性,采用 Z-score 标准化方法对数据进行处理,有助于提高模型精度,计算公式如式(3)所示。该研究共获取 570 组样本数据,随机抽取 70% 作为训练集,30% 作为测试集。

$$X = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (3)$$

式中: x 、 X 分别为原始数据标准化前、后值; μ 、 σ 分别为原始数据的均值和标准差。

(2) 确定模型结构

该文选取的模型结构主要由 4 层 CNN 层+1 层 flatten 层+2 层全连接层组成。其中,4 层 CNN 层的卷积核个数依次为 16、32、64、128 个,卷积核大小均为 3,激活函数均设置为 ReLU,以便有更好的梯度性、训练更快。添加的一个 flatten 层是使卷积层中的二维向量转化为一维。接着后面是 2 层全连接层,第 1 层全连接层的神经元个数为 32 个,激活函数是 ReLU,第 2 层神经元个数为 1 个,激活函数是线性激

活函数。优化器选择自适应优化器 Adam,最佳学习率确定为 0.0004,损失函数采用的是均方误差

$E_{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - X'_i)^2$,其中 X_i 为车辙深度实测值; X'_i 为车辙深度估测值,训练次数 n 为 1 500 次。

4.2 评价结果分析

为衡量卷积神经网络模型的车辙估测值与实测值之间的偏差,选取平均绝对误差 E_{MAE} 和平均相对误差 E_{MRE} 作为评价模型精度的指标,计算公式如下:

$$E_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_i - X'_i| \quad (4)$$

$$E_{MRE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{X_i - X'_i}{X_i} \right| \times 100\% \quad (5)$$

经测试集检验,模型估测结果及其误差如图 4、5 所示。从图 4、5 可以看出:整体上估测值与实测值较为接近,大多数绝对误差在 1.5 mm 以下,计算其平均绝对误差为 1.03 mm,平均相对误差为 16.4%,说明该文方法具有较高的精度。

以上数据说明利用行车振动加速度来评价路面车辙具有一定的可靠性和可行性。但也应看到,有些评价结果的误差较大,高达 2.5 mm,可能与建立模型的数据量、试验流程等有一定的关系。今后尚需扩大数据量,标准化试验流程,以期进一步提高模型的精度。

5 结 论

(1) 利用自主开发的智能手机 APP 采集行车数据,利用卡尔曼滤波技术去除行车振动数据中的噪声,通过分析不同工况下的振动特征,发现不同工况(不同车辆、不同速度)下行车振动加速度的变化趋势具有高度相似性,说明利用行车振动加速度评价

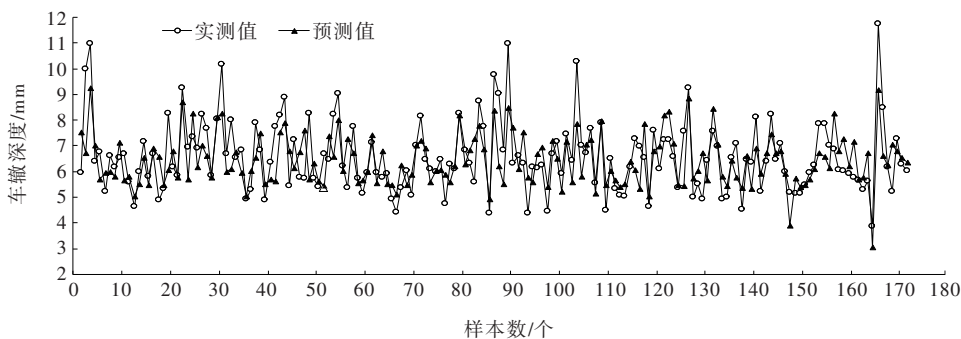


图 4 卷积神经网络模型估测结果对比

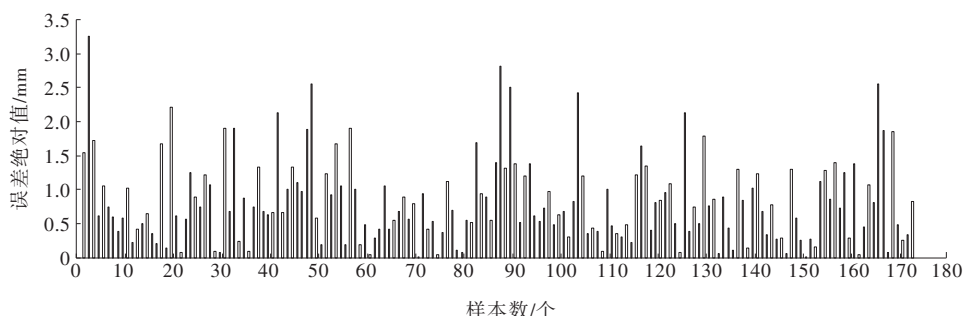


图5 卷积神经网络模型估测误差

路面性能具有普适性和可行性。

(2) 通过分析路面车辙与行车振动加速度的相关性,从振动加速度数据的18个时域指标提取出前7个作为初选指标集。结果表明:车辙主要影响X方向的振动加速度。采用主成分分析法将7个指标降维成两个独立的主成分,降低了冗余指标对评价模型的干扰。

(3) 将两个主成分和速度作为评价指标,建立了基于卷积神经网络的车辙评价模型,模型的平均绝对误差为1.03 mm,平均相对误差为16.4%,说明该文方法可对路面车辙进行较为准确的评价。

(4) 该文方法与目前的自动化检测相比,精度上虽有一定差距,但为路面车辙的在线监测提供了一种可能的方法,也可为道路养护管理部门提供更多辅助信息。今后,应考虑增加更多的车辆类型、道路类型开展相关研究,以进一步验证该方法的普适性,并提高精度。

参考文献:

- [1] 崔文社,陶晶,张争奇,等.高速公路沥青路面车辙成因试验[J].长安大学学报(自然科学版),2009,29(4):8-12.
- [2] XU T, HUANG X M. Investigation into causes of in-place rutting in asphalt pavement[J]. Construction and Building Materials, 2012, 28(1): 525-530.
- [3] 马建,赵祥模,贺拴海,等.路面检测技术综述[J].交通运输工程学报,2017,17(5):121-137.
- [4] 汪恩军,陈先桥,初秀民,等.车辙检测中超声测距数据采集方法[J].武汉理工大学学报,2008,30(1):138-141.
- [5] 司永伟.集成式多点激光路面车辙检测技术研究[D].西安:长安大学,2018.
- [6] ZHANG Y, GAO T T. VC-based rutting digital imaging automatic detection technology research and design for road construction[J]. Advanced Materials Research, 2012, 461: 370-372.
- [7] WANG C Y, TAN Q C, GUO R H. Design and optimization of a linear laser beam[J]. Lasers in Engineering, 2014, 27(5/6): 373-381.
- [8] 郎洪,陆键,陈圣迪,等.考虑病害三维特征的沥青路面车辙异常检验方法[J].东南大学学报(自然科学版),2020,50(3):454-462.
- [9] KAGE T, MATSUSHIMA K. Method of rut detection using lasers and in-vehicle stereo camera[C]//2015 International Conference on Intelligent Informatics and Biomedical Sciences (ICIIBMS), 2016: 48-53.
- [10] 王端宜,陈颖.智能手机在路况调查中的应用研究综述[J].公路工程,2017,42(5):97-101.
- [11] 张金喜,王琳,周同举,等.基于行车振动的路面平整度智能检测方法研究[J].中外公路,2020,40(1):31-36.
- [12] ISLAM S, BUTTLAR W G, ALDUNATE R G, et al. Measurement of pavement roughness using android-based smartphone application[J]. Transportation Research Record, 2014, 2457(1): 30-38.
- [13] WANG H J, HUO N, LI J H, et al. A road quality detection method based on the mahalanobis-taguchi system[J]. IEEE Access, 2018, 6: 29078-29087.
- [14] SOUZA V M A, GIUSTI R, BATISTA A J L. Asfalt: A low-cost system to evaluate pavement conditions in real-time using smartphones and machine learning[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2018, 51: 121-137.
- [15] 王琳.基于行车数据的路面性能智能识别方法研究[D].北京:北京工业大学,2019.
- [16] 李明鑫,吴定祥,唐立军.卡尔曼滤波在电梯振动检测中的应用[J].单片机与嵌入式系统应用,2019,19(8):57-59,64.
- [17] 陈雨人,付云天,汪凡.基于支持向量回归的视距计算模型建立和应用[J].中国公路学报,2018,31(4):105-113.
- [18] 胡宏宇,刘家瑞,高菲,等.基于一维卷积神经网络的驾驶人身份识别方法[J].中国公路学报,2020,33(8):195-203.
- [19] KIRANYAZ S, ZABIHI M, RAD A B, et al. Real-time phonocardiogram anomaly detection by adaptive 1D Convolutional Neural Networks[J]. Neurocomputing, 2020, 411: 291-301.