

DOI:10.14048/j.issn.1671-2579.2023.06.008

基于三维激光成像的路面抗滑性能非接触式检测技术

唐明酉¹,何贤霖¹,刘智铭¹,来贝贝¹,王兵¹,战友^{2*}

(1.四川葛洲坝巴通万高速公路有限公司,四川 巴中 636600;2.西南交通大学 土木工程学院,四川 成都 610031)

摘要:为了解决现有沥青路面抗滑性能测试方法及摩擦预测模型的不足,该文采用非接触式测量方法进行数据采集,并提出一种基于三维激光成像的路面抗滑性能非接触式测试技术。研究主要通过对LS-40便携式三维激光表面分析仪采集的沥青路面三维数据进行分析,利用傅里叶变换和高通滤波器将宏观纹理进行分离,并对分离后的宏观纹理数据分别提出8个指标:平均轮廓深度(Mean Profile Depth, D_{MPD})、平均高度(Height Average, H_A)、均方根粗糙度(Root Mean Square, R_{RMS})、偏度(Skewness, R_{sk})、峰度(Kurtosis, R_{ku})、两点斜率方差(Two Points Slope Variance, V_{2pts})、平均峰谷高度(Mean Peak-to-Valley Height, $H_{z(DIN)}$)、双振幅平均值(Averaging of the Double Amplitudes, D_a)。最后将指标结合温度与摆式摩擦仪测得的BPN数据进行模型训练。共采集336组数据,其中75%的样本数据进行随机森林模型训练,25%的样本数据进行测试,最终训练集 R^2 达到0.92,测试集 R^2 也达到了0.77。通过重要性分析发现,温度和传统 D_{MPD} 指标是影响摩擦预测模型的关键因素,同时考虑宏观纹理和微观纹理有效提高了模型预测精度。

关键词:沥青路面;抗滑性能;三维激光检测;随机森林;摩擦预测模型

中图分类号:U416.217

文献标志码:A

0 引言

近年来高速公路交通事故频发,高速公路交通安全面临严峻考验。党的十九大明确提出了建设交通强国的宏伟目标,如何保障公路交通安全显得异常重要。路面抗滑性能是影响交通安全的主要因素,体现在路面与车辆轮胎之间复杂的相互作用,其主要由滞后损失力(Hysteresis)和附着黏附力(Adhesion)组成。滞后损失力是指橡胶分子因振动而产生的能量损失阻力,主要受路面的宏观纹理(Macro-texture)影响^[1-8]。附着黏附力指轮胎和地面接触部分彼此相互作用而产生的附着力,主要受路面的微观纹理(Micro-texture)影响^[9-12]。在路面抗滑性能影响因素方面,杨跃琴^[13]从宏观纹理角度分析了5种纹理特征与抗滑性能的关系,并深入探讨抗滑衰变规律;何俊辉等^[14]基于灰关联法分析了集料表面构造特征与路面构造深度(D_{MTD})、摆值

(BPN)之间的关系,探讨路面抗滑影响因素,结果表明:粗集料的形状因子是影响BPN与 D_{MTD} 的主要因素。

在路面摩擦性能检测方法方面,目前主要采用横向力系数检测车(SFC)、英式摆式摩擦仪(BPT)和动态摩擦系数测定仪(Dynamic Friction Tester, DFT)等有损接触式测量设备。此类有损接触式测量方法存在不稳定、浪费材料资源、耗费时间长等缺点^[15-18]。随着仪器设备智能化、信息化,许多学者采用三维激光、高速相机和探地雷达等高精度无损非接触式测量替代有损接触式测量来评估路面性能。彭毅等^[19]基于高精度三维激光检测设备和DFT,分析了8类纹理特征,并结合深度学习算法预测了高速与低速状态下的路面摩擦性能;王元元^[20]通过高精度三维图像检测设备,分别分析了路面宏观纹理特征和微观纹理特征与路面抗滑性能的相关性,并建立了基于多元二次多项式的路面抗滑性能评价模型;陈嘉颖等^[21]基于环形三相机近景摄影测量技术

收稿日期:2023-02-10(修改稿)

基金项目:国家自然科学基金资助项目(编号:52008354);四川葛洲坝巴通万高速公路有限公司科研项目(编号:BTW-JF-2021-002)

作者简介:唐明酉,男,大学本科,高级工程师.E-mail:185696142@qq.com

*通信作者:战友,男,博士,助理研究员.E-mail:zhanyou@swjtu.edu.cn

建立了一个非接触式测量路面纹理信息的自动化检测系统,识别精度接近0.02 mm。

采用高精度无损非接触式检测设备获取路面纹理信息,并结合先进模型算法间接地获取路面抗滑性能相比于有损检测测量更具经济性和高效性。此外,综合考虑路面宏观纹理特性和微观纹理特性是评估模型的关键。因此,本文基于高精度三维激光检测设备,并结合机器学习算法,分离路面宏微观纹理,再深度融合宏微观纹理特征,建立路面无损非接触式抗滑评价模型,为路面抗滑性能智能化评估研究提供技术参考。

1 数据来源

1.1 测试站点

依托巴通万高速公路,对新建道路及运营半年后的路面进行摩擦性能检测,且两次检测一次在冬季温度较低时,一次在夏季高温多雨时。采用多功能检测车和便携式三维激光表面分析仪LS-40测定路面三维纹理信息,采用横向力系数车和BM-Ⅲ摆式摩擦系数测定仪采集路面抗滑性能。同时,为了将测试环境的温度考虑在内,分阶段共采集336组数据集,其中夏季120组、冬季216组。主要选取11个不同测试路段,分为路基、桥梁和隧道段,并且在不同类型的路段中又选出具有不同设计特点的测试段,其中路基部分主要包括:小半径($R=450$ m)S形曲线路基段、小半径($R=550$ m)S形曲线路基段、缓和曲线草坝互通处路基段、长大纵坡竖曲线底部黄钟互通处路基段、长大纵坡竖曲线顶部店子坪隧道出口路基段及直线段斑竹溪路基;桥梁部分主要包括:S形曲线($R=1\ 000$ m)通江河特大桥段、S形曲线小半径($R=580$ m)张家山2号大桥段及全线海拔最高点曹家沟大桥段;隧道部分主要包括:直线段草坝隧道和S形曲线小半径($R=710$ m)王家岩隧道。在以上11个路段,总共选择12个点位(其中草坝互通路基段取2个点位),并分别在各个点位采集相关的纹理及摩擦系数数据。

1.2 现场采集设备

为了初步了解路面状态特征,前后采用了多功能路面检测车和横向力系数车。多功能路面检测车可以直接得到路面的基本三维信息、平整度、车

辙深度及跳车系数等指标。横向力系数车可以连续测量道路的横向力摩擦系数(C_{SFC})。具体的检测设备见图1。每次测量选取相同的标记起点,连续采集2 km左右的数据用作前期分析。同时,在各个点位采用LS-40便携式三维激光表面分析仪定点采集路面纹理数据,如图1(c)所示。在每处测试路段选取和连续测量相同的起点并标记,然后每隔50 m选取一个有效测量点位,同时,为了增加纹理变化区间,每个测量点位又分别选择轮迹带和非轮迹带两个不同的测量点,并且每个测试路段选择5个站点共计10个测点(冬季测量时,选择9个站点共计18个测点)。同时,运用BM-Ⅲ摆式摩擦系数测定仪测得路面摩擦系数,如图1(d)所示。BM-Ⅲ摆式摩擦系数测定仪与LS-40便携式三维激光表面分析仪均为定点测试。因此,选用LS-40便携式三维激光表面分析仪所测点位进行摩擦系数测量前,使两部分测量区域保持重合,保持路面三维激光纹理结构和摩擦系数的有效对应,保证后续模型学习的准确性。



(a) 多功能路面检测车



(b) 横向力系数检测车



(c) LS-40便携式三维激光表面分析仪



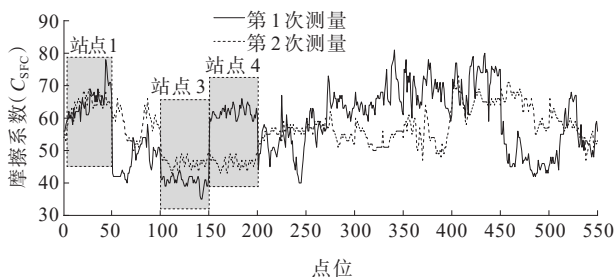
(d) BM-Ⅲ摆式摩擦系数测定仪

图1 现场检测设备

2 数据分析与处理

2.1 路面状况分析

为了更加全面地分析道路路面抗滑性能的实际变化,本研究将第1阶段和第2阶段所测 C_{SFC} 进行整体比较,具体结果见图2。



注:图中绘制了几个站点,但站点6、7十分接近,合并绘制在一个站点里,后文分析中的站点12是采集的最后一组数据。

图2 C_{SFC} 单幅路段检测数据

在图2中,研究小组选择每个站点1 km的数据,而 C_{SFC} 数据为每20 m保存一次,即横坐标每变化50为一个站点数据。从图2可知:站点1、站点5和站点12前后两次的抗滑系数基本维持不变;站点2、站点3和站点11前后两次抗滑系数呈现出整体提升;站点4、站点6(7)、站点8、站点9和站点10前后两次抗滑系数呈现整体下降。从整体分布趋势,并结合测量站点位置可以得出:桥梁段路面抗滑性能在测试周期(9个月左右)基本维持不变;隧道段在测试周期(9个月左右)内抗滑性能略有提升;路基段在测试周期(9个月左右)内出现明显的抗滑性能衰减。分析原因如下:

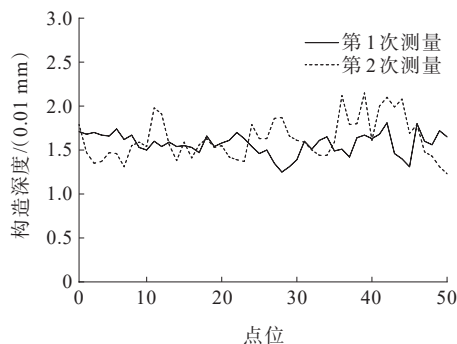
(1) 桥梁路段基础好、相当于刚性基层,不易发生路基沉降变形等,在保证路面与桥面黏结条件下,路面抗滑性能及其他路面使用性能衰减更慢。

(2) 隧道段没有直接受到外界雨雪侵害,相对于其他路段路面抗滑性能衰减更慢,本次研究出现抗滑性能提升,主要是因为车辆在车辆磨损下沥青路面集料表面包裹的沥青层慢慢剥落,露出坚硬的有棱角的集料表面,使得路面抗滑性能略有提升。

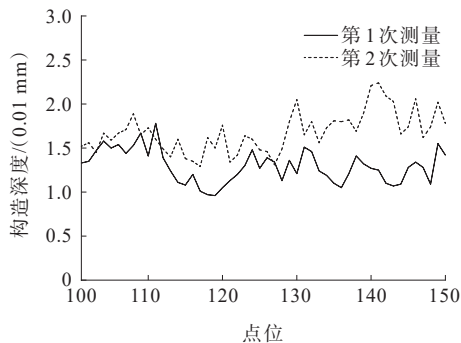
(3) 路基段路堤填筑较高,出现沉降的概率增大,在路基变形的影响下,路面有可能产生抗滑性能衰减。

(4) 其他原因包括测量误差、环境因素影响等。

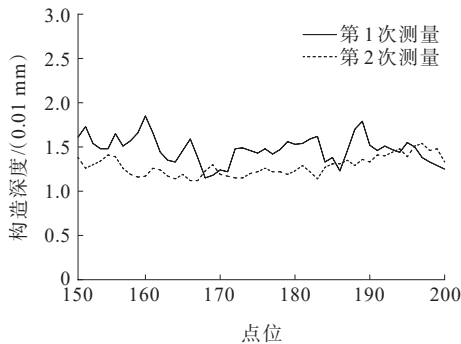
此外,通过多功能路面检测车测量发现,其激光纹理整体趋势与 C_{SFC} 数据相似,并且提出几个典型的站点进行对比分析,具体见图3。站点1中,前后两次测量的 C_{SFC} 数据基本相同,在图3(a)中可以看出:站点1的构造深度前后两次也变化不大;站点3中,前后两次测量的 C_{SFC} 略有提升,对应的构造深度第2次测量也略大于第1次;站点4中,前后两次测量的 C_{SFC} 出现衰减,对应的构造深度也出现第2次测量值小于



(a) 站点1的构造深度



(b) 站点3的构造深度



(c) 站点4的构造深度

图3 激光断面仪检测数据

第1次测量值。通过 C_{SFC} 数据与激光断面仪中的构造深度数据对比,可以增加试验数据的说服力,也更有利于解释抗滑性能变化的原因。构造深度与抗滑性能呈正相关,构造深度大抗滑性能好,反之抗滑性能差。研究发现:基于连续采集数据只能分析出路路面摩擦性能大致变化,对其具体影响因素分析较为困难,并且连续测量虽数据量大,但其精确度有待提高。本研究考虑到路面摩擦性能与路面纹理相关,路面纹理按照波长又分为微观纹理(0~0.5 mm)、宏观纹理(0.5~50 mm)、巨型纹理(50~500 mm)和不平整(500 mm~50 m)。对于道路安全性能而言,路面的微观纹理和宏观纹理是必不可少的^[22-26]。LS-40设备能扫描水平精度为0.05 mm,垂直精度为0.01 mm

的 $10.3\text{ mm}\times 10.4\text{ mm}$ 区域。利用该设备的精度能有效区分路面宏微观纹理(0.5 mm),达到对宏观纹理和微观纹理的分离式评价,并与BPN数据进行拟合,得到利用纹理参数评价路面抗滑性能的有效模型,并对相关指标及影响因素进行重要性分析。

2.2 三维数据处理

如图4所示,在进行采集前已对激光设备进行有效校正,采用6块厚度为 3 mm 的标定块进行校正,按阶梯状进行排列。可以看出:数据存在一定数量的毛刺噪声点,会极大地影响后续特征提取的效果。因此,需要对原始形貌进行一定程度的处理。在前处理阶段,先对原始数据进行整体离群值检查与校正,再将校正后的数据采取离散傅里叶变换以得到三维数据的波长区间,再经调试好的特定滤波器对已变换后的数据进行分波处理,以 0.5 mm 波长为界限分别得到宏微观纹理数据,然后分别对分离得到的两种纹理数据进行细节式去噪。

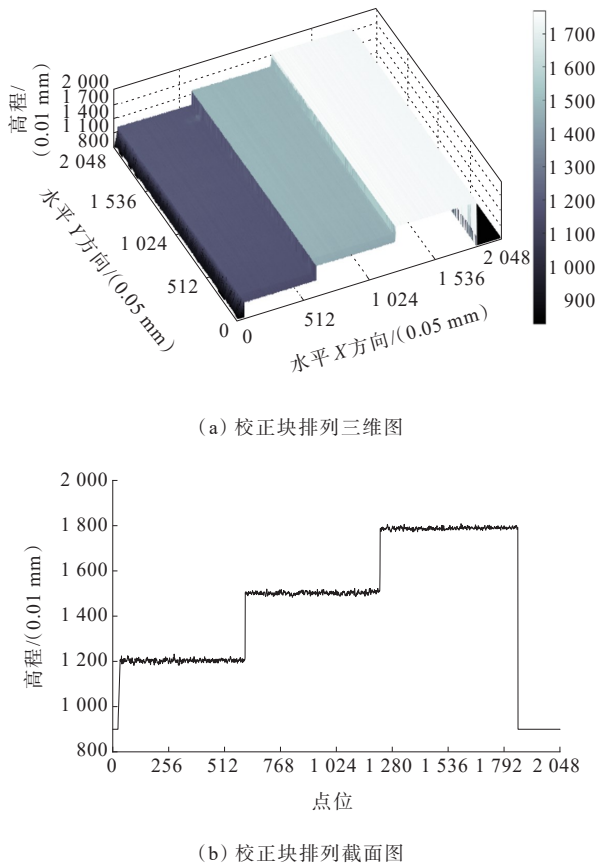


图4 激光采集设备校正

在宏微观纹理分离阶段,应用特定的高通和低通滤波器对原始形貌进行分波处理,其处理过程如

图5所示,图5(b)、(c)分别对应了分波后的低频部分(宏观纹理)和高频部分(微观纹理)。在三维纹理的频谱图中,离中心点越近的点,其频率越低,反之越高。可以明显发现:分波效果较为理想,宏观纹理部分阈值范围外的部分灰度值变化缓慢,而阈值范围内的数据与原始纹理相似。同样地,微观纹理也呈现了类似的效果。

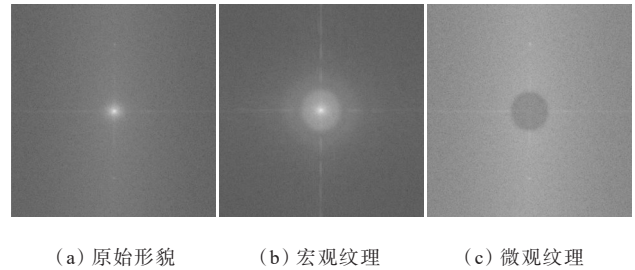


图5 三维路面的频谱图

在进行分波处理后,通过设定噪声点阈值,分别对宏观纹理和微观纹理进行不同程度的去噪处理。然后,在原有的阈值法基础上,增加移动窗口程序,应用局部移动窗口阈值法进一步细化去噪。最终重构还原得到的路面三维纹理效果如图6所示,可以明显发现未去噪前原始形貌的深度区间要比去噪后的深度区间大2倍以上。

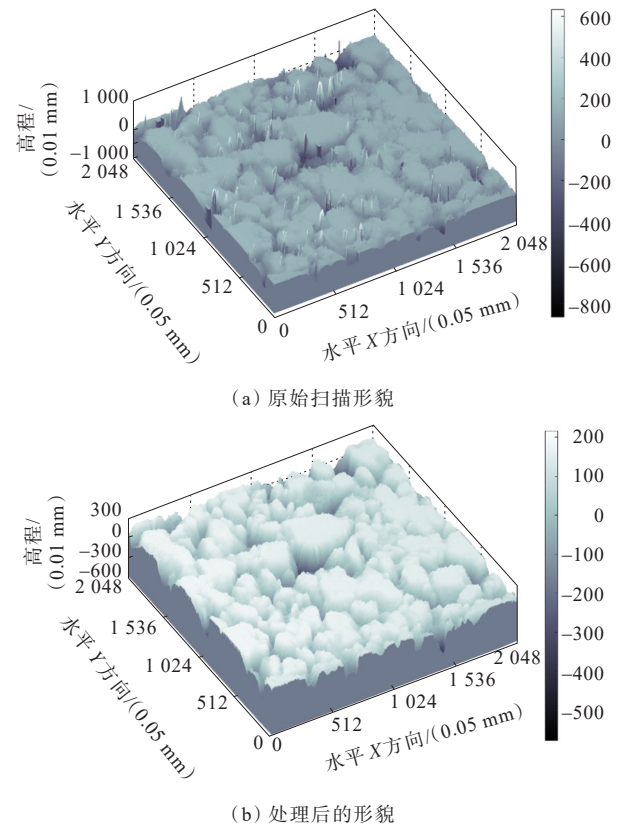


图6 路面三维纹理去噪

2.3 纹理特征提取

三维纹理数据获取之后,纹理参数的提取成为进行后续模型预测的关键。前人的研究一般基于 D_{MPD} 、 D_{MTD} 和 R_{RMS} 等与抗滑性能相关性较高的高度特征。因此,研究中选用表面分析领域内的较为有效的各个特征,具体参数如表 1 所示。同时,考虑到表中指标大都属于二维参数,在转化为三维参数时,将统一采用平均值处理方法(mean)。此外,由于微观纹理未存在较为系统的特征描述指标,后续模型中将用于评价宏观纹理的各类宏观指标应用到微观层面,并设定计算区间长度为 1 mm。同时,为了考虑温度影响,将 BPN 采集前的路面温度 (T_{before})、橡胶块温度 (T_{tire}) 以及洒水后的路面温度 (T_{after}) 均作为特征输入。

表 1 各类特征指标的提取

特征指标	计算公式
平均轮廓深度 (Mean Profile Depth, D_{MPD})	$D_{MPD} = \frac{1}{2} [\max(h_1, h_2, \dots, h_{N/2}) + \max(h_{N/2+1}, h_{N/2+2}, \dots, h_N)]$
平均高度 (Height Average, H_A)	$H_A = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N h_i $
均方根粗糙度 (Root Mean Square, R_{RMS})	$R_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N h_i^2}$
偏度 (Skewness, R_{sk})	$R_{sk} = \frac{1}{R_{RMS}^3} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N h_i^3}$
峰度 (Kurtosis, R_{ku})	$R_{ku} = \frac{1}{R_{RMS}^4} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N h_i^4}$
两点斜率方差 (Two Points Slope Variance, V_{2pts})	$V_{2pts} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{h_i + h_{i+1}}{\Delta x} \right)^2}$
平均峰谷高度 (Mean Peak-to-Valley Height, $H_{z(DIN)}$)	$H_{z(DIN)} = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 (p_i + v_i)$
双振幅平均值 (Averaging of the Double Amplitudes, D_a)	$D_a = \frac{(A - B) + (C - B)}{2}$

注: h_i 为点位“ i ”的表面高程; N 为水平方向上的点位个数; Δx 为相邻点位的距离; p_i 为波峰; v_i 为波谷; A 、 B 和 C 为单个波形范围的平均高度变化值,其中 A 为第一个波峰, B 为波谷, C 为第二个波峰。

3 模型建立与分析

3.1 模型原理

随机森林模型是一种基于决策树的集成学习算

法,通过对自助法(Bootstrap)重采样技术,从原始数据集 N 中有放回地重复随机选出包含 M ($M < N$) 个数据的小数据集,并分别对每个数据集进行决策树训练得到 n 棵决策树以组成随机森林,其最终预测结果由各决策树的投票分数决定(对每棵树预测结果取权重再求和)^[27]。随机森林算法的运算模式如图 7 所示。

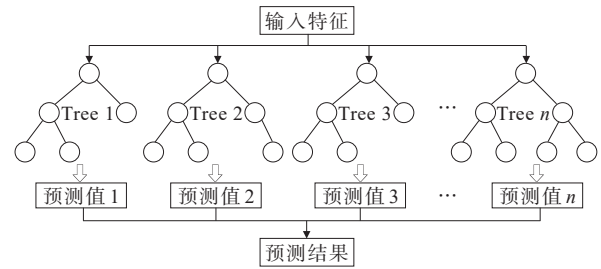


图 7 随机森林模型原理

常用的随机森林模型一般基于 CART 算法(也有基于 ID3、C4.5 和 C5.0 等算法或混合算法)。在一个 CART 决策树模型中主要包含 3 个步骤:

(1) 切分:先将样本按损失函数最小化原则划分特征(遍历各列特征,选择最佳特征,并按最小化原则选择合适切分点)。具体实现如式(1)、(2),这里以平方误差为划分依据,其中 y 为预测目标, $f(x)$ 为预测值, s 为切分点。

$$\min \sum_{x_i \in R_m} [y - f(x_i)]^2 \quad (1)$$

$$R_1(j, s) = \{x | x^{(j)} \leq s\} \text{ 和 } R_2(j, s) = \{x | x^{(j)} > s\} \quad (2)$$

(2) 生成:将完全划分的树模型整合,求各特征权重(预测结果取特征在二叉树划分路径上,各划分点的加权平均值之和)。具体实现如式(3)、(4)所示,其中式(4)为最小化损失函数, c_1 和 c_2 分别为分叉后两节点样本目标值的均值, M 为划分的叶子节点树, m 为特定叶子节点, c_m 为编号为 m 的叶子节点对应的目标均值, I 为权重(应用最小二乘法进行求解)。

$$\min_{j, s} \left[\sum_{x_i \in R_1(j, s)} (y_i - c_1)^2 + \sum_{x_i \in R_2(j, s)} (y_i - c_2)^2 \right] \quad (3)$$

$$f(x) = \sum_{m=1}^M c_m I(x \in R_m) \quad (4)$$

(3) 剪枝:完全划分的树模型会遇到树过深、过复杂产生的过拟合现象。采用递归式剪枝,从下至上,将以损失函数最小为依据的树模型优化,并通过

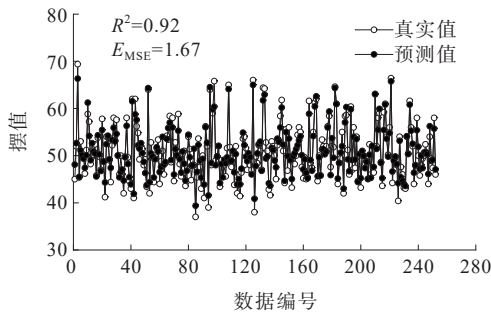
交叉验证的方式选取最佳树模型。具体实现如式(5)、(6),其中式(5)为损失函数,式(6)为剪枝临界点,这里, T 为任意子树, $C(T)$ 为子树的预测误差(分类树采用Gini指数或熵,回归树采用均方差), $|T|$ 是子树 T 的叶子节点个数。 α 是正则化参数,用于平衡树的预测精度和树的复杂程度。 α 越大,树越简单,剪枝越厉害;反之亦然。

$$C_{\alpha}(T) = C(t) + \alpha |T| \quad (5)$$

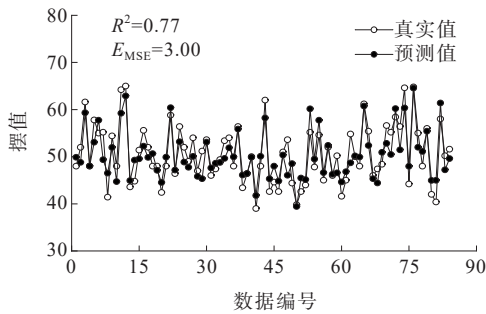
$$\alpha = \frac{C(t) - C(T)}{|T| - 1} \quad (6)$$

3.2 预测结果分析

将新建时用LS-40和BPT所采集的216组数据与运营半年后的120组数据相结合,共计336组样本。其中,训练集占75%(252组),测试集为剩余的25%(84组)。导入模型后预测结果如图8所示。



(a) 训练集结果



(b) 预测集结果

图8 模型计算结果图

从图8可以发现:采用随机森林算法得到的预测模型精度较高。其训练集 R^2 在达到0.92的同时,测试集 R^2 也达到了0.77,且均方根误差(E_{MSE})不超过3,达到了预期效果。

根据模型训练效果得到的特征重要性分析如图9所示,分析结果保留两位有效数字。可以发现:温度是影响摩擦预测效果的关键因素,特别是洒水后

的路面温度,高达0.23。说明BPN受温度的影响十分显著,在采用无接触设备预测摩擦系数时,应重点考虑测量过程中的路面温度;在常规的高度参数中, D_{MPD} 仍是评价抗滑性能的有效指标,尤其在宏观层面上,是所有特征参数中最具影响的指标;在微观层面上, R_{sk} 和 R_{ku} 是评价抗滑性能的有效指标; R_{RMS} 在宏微观层面对模型预测效果的影响均较低,不宜作为有效评价指标。在模型中综合考虑宏观因素和微观因素,能有效提高模型的预测效果,在一定程度上反映了路面宏微观纹理特征与路面摩擦性能的潜在关系。

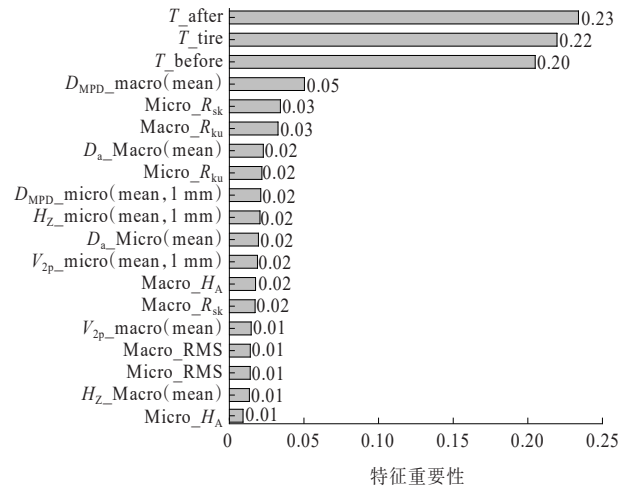


图9 模型的特征重要性分析

4 结论

(1) 通过对宏观纹理和微观纹理的提取发现,采取分波去噪处理得到的三维数据能较好地还原真实路表。通常,对三维数据进行整体性去噪会受到离群值的影响,在一定程度上损坏原始数据结构。结合离散傅里叶算法,对获取的三维路面数据进行分频分波处理,检测出较为明显的离群值后,能有效解决这种问题。

(2) 摩擦预测模型的选择上,采用机器学习模型——随机森林模型,对共计336组数据进行训练分析和预测,其训练精度达到0.92,预测精度达到0.77,能够较好地实现无接触测量摩擦预测。

(3) 通过特征重要性分析发现,温度是影响摩擦预测效果的最关键因素,特别是洒水后的路面温度,高达0.23;在常规的高度参数中, D_{MPD} 仍是评价抗滑性能的有效指标;在微观层面上, R_{sk} 和 R_{ku} 是评价抗

滑性能的有效指标;在模型中综合考虑宏观因素和微观因素,能有效提高模型的预测精度。

参考文献:

- [1] 关博文,刘佳楠,房建宏,等.基于抗滑性能的沥青路面纹理分形特征的研究进展[J].青海交通科技,2018(2):76-80.
- [2] 刘长波,钱振东,陈磊磊,等.基于一致性分析的路面构造深度评价指标研究[J].东南大学学报(自然科学版),2019,49(6):1193-1198.
- [3] 李智,李东晟,刘勇,等.基于胎面咬合与压力胶片技术的路面抗滑机理研究[J].中外公路,2021,41(2):30-35.
- [4] 王端宜,王刚,李智,等.基于压力胶片技术的沥青混合料抗滑耐久性评价[J].中国公路学报,2017,30(9):1-9.
- [5] 何昕,吕润华,徐粒,彭慧婷.新型多孔弹性低噪音路面开发与测试评估[J].中外公路,2022,42(6):36-40.
- [6] 陈德,韩森,苏谦,等.基于抗滑降噪性能的沥青路面表面构造评价指标[J].浙江大学学报(工学版),2017,51(5):896-903.
- [7] YANG G W, LI Q J, ZHAN Y J, et al. Wavelet based macrotexture analysis for pavement friction prediction[J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2018, 22(1): 117-124.
- [8] 朱晟泽.基于路面宏观纹理的轮胎抗滑行为数值模拟研究[D].南京:东南大学,2017.
- [9] 陈先华,陈胜霞,黄晓明,等.沥青路面的磨光研究:从宏观到微观尺度[J].中外公路,2013,33(2):45-50.
- [10] 童申家,谢祥兵,赵大勇.沥青路面纹理分布的分形描述及抗滑性能评价[J].中国公路学报,2016,29(2):1-7.
- [11] KOGBARA R B, MASAD E A, KASSEM E, et al. A state-of-the-art review of parameters influencing measurement and modeling of skid resistance of asphalt pavements[J]. Construction and Building Materials, 2016, 114:602-617.
- [12] 李晓宇,何欢,胡江碧.基于结构光测量的三维沥青路面纹理研究[J].中外公路,2022,42(2):83-89.
- [13] 杨跃琴.沥青路面宏观纹理的精确表征及抗滑性能衰减规律研究[D].北京:北京建筑大学,2021.
- [14] 何俊辉,陈海涛,赵艳娜,等.基于灰关联法的沥青路面抗滑性能影响因素研究[J].中外公路,2020,40(6):47-52.
- [15] 黄晓明,郑彬双.沥青路面抗滑性能研究现状与展望[J].中国公路学报,2019,32(4):32-49.
- [16] 朱洪洲,廖亦源.沥青路面抗滑性能研究现状[J].公路,2018,63(1):35-46.
- [17] LEU M C, HENRY J J. Prediction of skid resistance as a function of speed from pavement texture measurements[J]. Journal of Transportation Research Board, 1978:7-13.
- [18] 秦浪朝.路面摩擦系数的检测与评价方法的研究[D].重庆:重庆交通大学,2015.
- [19] 彭毅,李强,战友,等.基于区域三维纹理特征的路面抗滑性能评估[J].东南大学学报(自然科学版),2020,50(4):667-676.
- [20] 王元元.沥青路面抗滑特性与其表面粗糙特性之关系研究[D].南京:东南大学,2017.
- [21] 陈嘉颖,黄晓明,郑彬双,等.基于近景摄影测量技术的沥青路面纹理实时识别系统[J].东南大学学报(自然科学版),2019,49(5):973-980.
- [22] 张舒,许永明.沥青抗滑表层的技术性能研究[J].西安公路交通大学学报(自然科学版),1999,19(3):22-26.
- [23] 王维锋,严新平,肖旺新,等.路面纹理的多重分形特征描述与识别方法[J].交通运输工程学报,2013,13(3):15-21.
- [24] 陆树荣.基于三维激光的车辙表面纹理特征研究[J].中外公路,2022,42(3):48-51.
- [25] 李松,翟嘉辉,熊锐,等.基于差异磨光的沥青路面抗滑性能研究进展[J].中外公路,2021,41(5):47-52.
- [26] 司友强,吕润华,李梦茹.基于胎-路有效接触构造与抗滑性能的研究综述[J].中外公路,2021,41(4):76-78.
- [27] 方匡南,吴见彬,朱建平,等.随机森林方法研究综述[J].统计与信息论坛,2011,26(3):32-38.