

基于复合分形的路面抗滑随机森林评估模型*

彭毅^{1,2}, 张政奇³, 李强⁴, 杨广伟⁴

- (1. 重庆交通大学 交通运输学院, 重庆 400074;
2. 重庆交通大学 交通土建工程材料国家地方联合工程研究中心, 重庆 400074;
3. 重庆交通大学 土木工程学院, 重庆 400074;
4. 俄克拉荷马州立大学 土木与环境工程学院, 俄克拉荷马 斯蒂尔沃特 74078-5013, 美国)

摘要: 路面抗滑性能直接影响着道路交通安全,而基于路表纹理特征的路面抗滑性能评估方法目前存在着可解释性差、准确度不高的问题.该研究使用精度为 0.05 mm 的便携式三维激光表面分析仪采集了 185 组路面纹理数据,通过动态摩擦因数测试仪获得了相应路段 0~80 km/h 速度范围内的路面摩擦数据,构建了综合表征路面纹理空间、横剖、深度方向复杂度的复合分形维数指标,建立了 10 km/h 和 70 km/h 速度下的路面抗滑性能随机森林评估模型.研究表明:复合分形维数具备独立描述纹理复杂程度的能力,但与路面动态摩擦因数之间不存在线性关系;复合分形维数对 70 km/h 速度下动态摩擦因数预估的准确度为 0.78,可用于评价轮胎橡胶快速滑动状态下的路面抗滑性能;复合分形指标中的空间、横剖、表层、浅层、深层剖面分形特征共同影响着路面抗滑性能,在进行路面纹理地貌评价时,应从多种空间视角下进行纹理特征综合分析.

关键词: 道路工程; 路面纹理; 抗滑性能; 分形维数; 随机森林

中图分类号: U416.2 **文献标志码:** A **DOI:** 10.21656/1000-0887.440244

A Random Forest Evaluation Model for Pavement Skid Resistance Based on Comprehensive Fractal

PENG Yi^{1,2}, ZHANG Zhengqi³, LI Qiang⁴, YANG Guangwei⁴

(1. School of Traffic and Transportation, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, P.R.China;

2. National & Local Joint Engineering Research Center of Transportation and Civil Engineering Materials, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, P.R.China;

3. School of Civil Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, P.R.China;

4. School of Civil and Environmental Engineering, Oklahoma State University, Stillwater, Oklahoma 74078-5013, USA)

Abstract: The pavement anti-skid performance directly affects road traffic safety, and the evaluation methods based on pavement texture features currently have problems of poor interpretability and low accuracy. Herein, 185 sets of pavement texture data were collected by the portable 3D laser surface analyzer with an accuracy of

* 收稿日期: 2023-08-17; 修订日期: 2023-12-05

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(52208425);重庆市博士后自然科学基金(cstc2021jcyj-bshX0113);中国博士后面上项目地区基金(2021M693918)

作者简介: 彭毅(1987—),男,博士(通讯作者. E-mail: dawsonyp@cqjtu.edu.cn).

引用格式: 彭毅, 张政奇, 李强, 杨广伟. 基于复合分形的路面抗滑随机森林评估模型[J]. 应用数学和力学, 2024, 45(4): 443-457.

0.05 mm. The pavement friction data in the speed range of 0~80 km/h of the corresponding road section were obtained with the dynamic friction coefficient tester. The comprehensive fractal dimension index representing the complexity of the pavement texture space, the cross section, and the depth direction was constructed, and the random forest evaluation model for pavement skid resistance performances at speeds of 10 km/h and 70 km/h. The results show that, the comprehensive fractal dimension has the ability to describe the complexity of texture independently, but there is no linear relationship between it and the pavement dynamic friction coefficient; the prediction accuracy of comprehensive fractal dimensions for dynamic friction coefficients at the 70 km/h speed is 0.78, which can be used to evaluate the skid resistance of pavement under the condition of rapid sliding of tire rubber; the spatial, cross-sectional, surface, shallow, and deep profile fractal features in comprehensive fractal indicators jointly affect the pavement anti-skid performances. In the evaluation of pavement texture morphology, comprehensive analysis of texture features should be conducted from multiple spatial perspectives.

Key words: road engineering; pavement texture; skid resistance; fractal dimension number; random forest

0 引 言

路面抗滑性能的优劣直接影响道路交通安全,路面摩擦因数通常被选做评价路面抗滑性能的关键指标^[1-4]。目前,接触式测试设备仍是检测路面摩擦因数的主要手段,然而在测试过程中难以避免环境因素和人为因素导致的误差,导致其稳定性、可重复性较差^[5-6]。基于纹理特征的路面抗滑性能非接触式评价有望解决上述问题^[7],但是常用的平均构造深度(MTD)和平均断面深度(MPD)指标无法与路面抗滑性能建立显著稳定的关联^[8-10]。因此,亟需构建与路面抗滑性能具备强相关性的路面纹理特征指标体系^[11-12]。

研究人员曾基于路面二维图像建立了抗滑性能与路面粗糙度之间的关系模型^[13-14]。然而,二维数据不包含真实路面的高程信息,无法完整详细地描述路面纹理特征。Ueckermann等^[15]基于光学纹理测量方法提出了一种非接触式摩擦测量系统。Hartikainen等^[16]在高程方向对路面纹理进行分层,探究了均方根粗糙度(RMS)和摆值(BPN)之间的关系。Kanafi等^[17]利用投影面积对路面结构进行分层,并建立了较为理想的抗滑性能评价模型。由于路面微观形貌具有自相似性,分形理论被用于描述路面纹理特征^[18],Villani等^[19]在设计耐磨型沥青混合料时,就借助了二维分形维数来描述试件表面的粗糙度。Zhong等^[20]则基于二维分形理论和Fourier变换,建立了机场路面动态防滑风险预估模型。Wang等^[21]通过摆式摩擦仪测试防滑颗粒涂层沥青混合料的抗滑性能,发现该材料表面的三维分形特征与橡胶低速滑动状态下的摩擦力存在较高的相关性。Liu等^[22]针对现场路面进行了抗滑性能测试,发现路面三维分形维数与BPN的关联系数大约为0.6左右。文献^[23-27]通过自聚焦三维显微仪,在室内采集了沥青混合料试件纹理几何信息,探究了表面纹理分形维数与摆式摩擦仪测试数据之间的相关性。Li等^[28]基于1 mm精度的现场路面纹理数据,分析了包括分形特性在内的路面纹理特征与GripTester摩擦数据之间的关联性。Ding、Liu和Zhan等^[29-30]采集了高精度路面纹理数据,亦通过差分盒分形维数及有效接触面积描述了不同高度纹理特征,建立了差分盒分形维数与摆式摩擦仪测试数据之间的关联模型。可见,路面纹理信息采集手段已经从精度低、室内测试,向精度高、现场采集转变,且基于高精度现场采集的路面纹理特征评估路面抗滑性能已成为当前的主要研究手段。然而,相关研究仅探讨了纹理分形维数与轮胎低速行驶状态下路面摩擦力之间的关系,且模型相关性还有待提高。上述研究说明,二维和三维分形特征可用来评价路面纹理粗糙度,但还不足以有效地解释轮胎橡胶高速滑动时路面所产生的摩擦力。最近,Guo和Chu等^[31]发现路面抗滑性能具备方向特征,即不同方向的路面摩擦力存在显著区别。因此,本研究通过复合分形来描述路面纹理在空间、横剖以及深度等不同方向的粗糙度,以期能更好地解释路面抗滑性能。

随着计算机技术的进步,机器学习能够从数据中自主学习,在最少的人工干预下做出准确的预测,因此其在数据挖掘、图像识别等领域被广泛应用^[32-33]。机器学习的发展同样为路面抗滑性能的预测带来了新的方向^[34-37]。Pattanaik等^[38]利用实验数据,采用多基因符号遗传规划方法,以BPN为抗滑评价指标,建立了BP神经网络抗滑评估模型。Liu等^[39]基于深度神经网络编码器,从单视图路面图像中提取特征,构建了路面宏

观纹理 3D 模型,用以评估路面抗滑性能。Yang 等^[40]基于 1 mm 精度的现场路面纹理数据,建立了路面抗滑性能的卷积神经网络预测模型。Zhan 等^[41]提出了一种适用于表面纹理数据集的路面摩擦深度残差网络预测模型。上述模型虽然取得了较好的效果,但基于神经网络的人工智能模型在训练过程中依赖于庞大的数据样本集,在模型建立过程中需要付出极大的人力和时间成本。并且神经网络算法往往会为提高预测性能而破坏特征的可解释性,难以在实际工程中应用。与之相比,随机森林算法的计算成本较低,且可以通过决策树提供其预测过程的具体解释,得益于其集成学习的特点,随机森林算法又具有较高的准确性和抗过拟合能力。张金喜等^[42]提出了一种基于随机森林算法的路面 PCI 预测模型,其预测结果显著优于神经网络和支持向量机模型。Zhan 等^[43]基于集料特性建立了路面摩擦随机森林预测模型,较好地揭示了集料形貌特征对路面抗滑性能的影响。Yang 等^[44]基于高精度现场路面纹理数据,建立了基于随机森林算法的路面抗滑性能模型,有效地解释了多种路面纹理参数对路面抗滑性能的影响。

由此可知,典型的机器学习模型由于其可解释性仍然可在路面抗滑性能预测研究中发挥巨大的作用。然而,在通过典型机器学习模型(比如随机森林)评价路面抗滑性能时,仍需选取合理的路面纹理特征参数,以提高评估模型的准确度。因此,本研究采用高精度三维激光扫描仪获得路面纹理信息,分别从空间、横剖、深度方向综合表征路面纹理复杂度,构建路面纹理复合分形维数,基于纹理复合分形建立路面摩擦随机森林评估模型,以提高非接触式路面抗滑性能评价的可行性。

1 路面纹理复合分形方法

1.1 分形维数概述

分形维数是形体不规则性的定量表达,能够较好地体现图像的复杂程度^[45]。因此,分形维数可以在一定程度上表征路面图像的粗糙程度。常用的分形维数有盒维数、关联维数、Hausdorff 维数等。由于盒维数具有较好的稳定性,且其算法相对简单直观,易于在计算机上编码实现,因此,本研究选择盒维数作为路面抗滑性能预测模型的特征。

盒维数的计算过程为:用边长为 r 的盒子去覆盖分形图像,记录所得非空的盒子数,然后缩小盒子的边长 r ,当 r 趋近于 0 时,得到计盒分形维数。其具体公式如下:

$$D_{\text{box}} = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\ln N(r)}{\ln \left(\frac{1}{r} \right)}, \quad (1)$$

式中, D_{box} 为盒维数, r 为盒子边长, $N(r)$ 为非空盒子数。

由于式(1)中极限难以求解,利用最小二乘法对数据点 $(\ln(1/r), \ln N(r))$ 进行线性拟合,可得

$$\ln N(r) = a \ln \left(\frac{1}{r} \right) + b, \quad (2)$$

式中, a 即为盒维数 D_{box} 。

1.2 路面纹理复合分形

由于路面纹理具备空间分布的属性特点,在不同的观察视角下存在不同的纹理分布特点,且共同对路面抗滑性能产生影响。路面纹理复合分形将分别从空间、横剖以及不同深度方向(表层、浅层、深层)对路面纹理复杂程度进行综合分形表征。本研究拟通过路面纹理复合分形维数体现路面纹理在多种空间视角下的分形特征。

① 空间分形。空间分形即为路面纹理的三维分形。在路面纹理三维点云图像重构的基础上,基于立方体盒维数法计算纹理点云的空间分形维数^[46],具体步骤为:用边长为 r 的立方体覆盖路面三维点云图像(如图 1 所示),同样记录所得非空立方体数为 $N(r)$,代入式(1)、(2),得到空间分形维数,记为 F_{3D} 。

② 横剖分形。由于本研究采用 LS-40 便携式三维激光表面分析仪^[28]获取路面纹理信息,该设备以线扫描方式沿扫描路径产生 2 448 组数据,每组包含 2 048 个点云高度值。因此,将三维路面纹理数据沿长度方向分为 2 448 组,依次绘制各组数据的横剖面线形图,如图 2 所示。根据式(1)、(2)分别计算该 2 448 组纹理横剖面图的分形维数,并取均值代表路面纹理的二维分形程度,将该横截面二维分形维数记为 F_{2D} 。

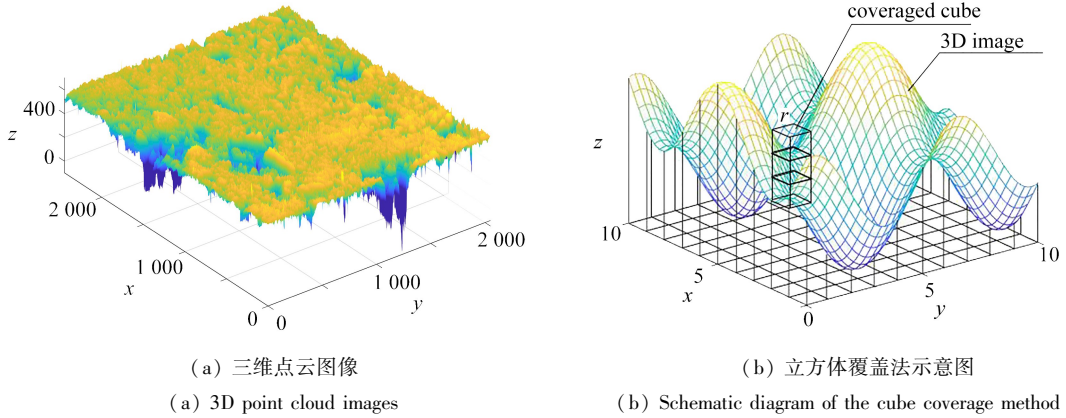


图1 三维分形示意

Fig. 1 The 3D fractal schematic diagrams

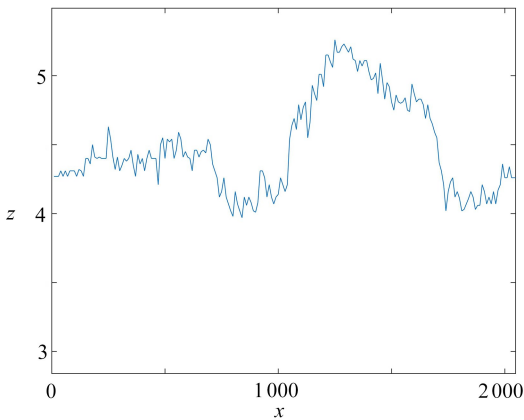


图2 纹理横剖面图示

Fig. 2 The texture cross-section diagram

③ 深度剖面分形. 轮胎与路面的接触具备区域接触特征, 如图3所示. 轮胎与路面的良好接触有助于提升路面抗滑性能^[47]. 然而, 随着路面深度由表层、浅层过渡到深层, 轮胎与路面之间的有效接触区域不断改变^[29], 如图4所示, 路面纹理的大片区域无法与轮胎产生直接接触, 这将影响基于纹理特征的路面抗滑性能评估模型的准确性. 因此, 本文在深度方向分别从表层、浅层和深层位置对路面纹理进行剖分, 通过分形维数评价各剖面层的几何形貌复杂度.

相关研究表明, 路面纹理的最大有效深度为4 mm, 其中0.5~2 mm深度下的纹理特征对路面抗滑性能的影响最为显著^[29], 但不同路段的路面纹理构造深度往往存在显著差异, 对其固定深度下的划分缺乏普适性. 如图5所示, 本研究所采集路面纹理的最大纹理深度均值为6.8 mm, 根据上述研究结果, 分别选取2 mm和4 mm所在的相对纹理深度比例, 即最大纹理深度30%和60%深度层的剖面图像, 代表路面浅层和深层位置的纹理形貌.

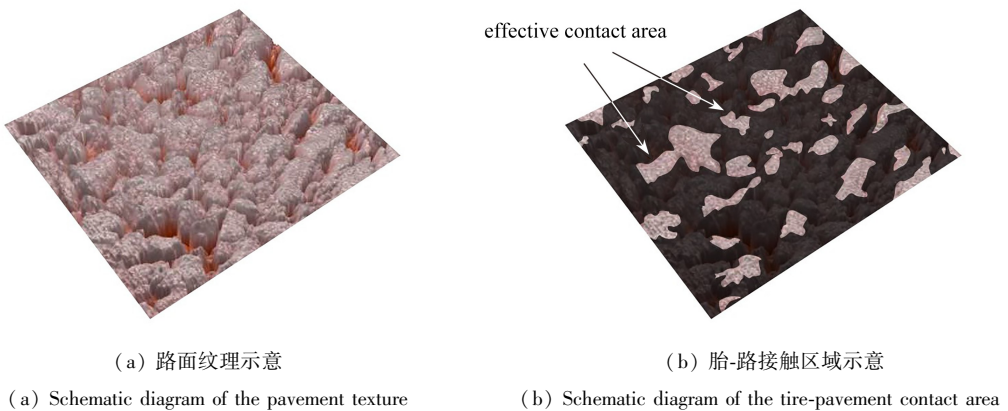


图3 路面-轮胎有效接触区域示意

Fig. 3 Schematic diagrams of the effective tire-pavement contact area

注 为了解释图中的颜色, 读者可以参考本文的电子网页版本, 后同.

深度剖面分形的具体实施方法为:首先获取纹理三维点云重构图像,再对纹理在深度方向进行横向剖切,并获取其表层、浅层(30%深度)、深层(60%深度)的剖面图像.路面表层纹理深度云图如图 6(a)所示,表层、浅层、深层剖面二值图如图 6(b)、6(c)、6(d)所示.最终,根据式(1)、(2)分别计算表、浅、深层剖面的分形维数.其中,以 F_{sur} 代表纹理表层分形维数, F_s 代表纹理浅层剖面分形维数, F_D 代表纹理深层剖面分形维数.

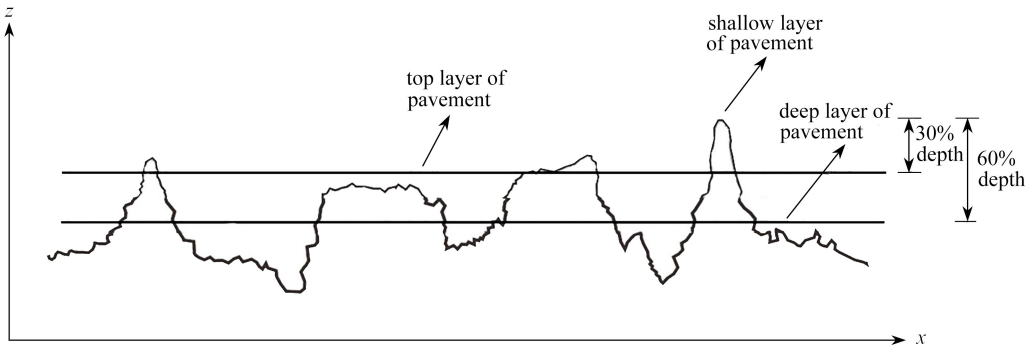


图 4 路面不同深度横截面示意图

Fig. 4 Cross section diagram of pavement at different depths

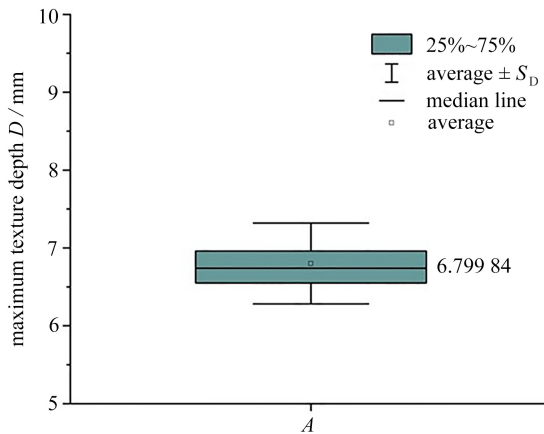
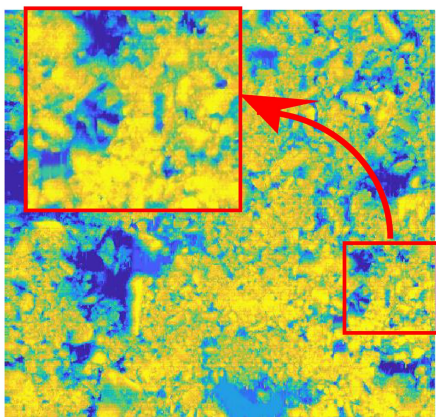


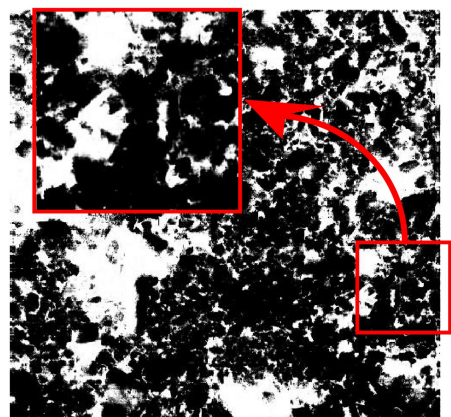
图 5 最大纹理深度

Fig. 5 The maximum texture depth



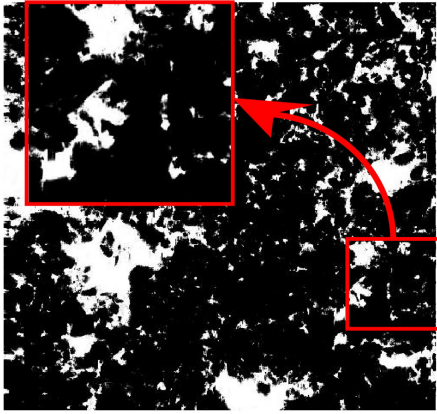
(a) 纹理表层深度云图

(a) The texture surface layer depth nephogram



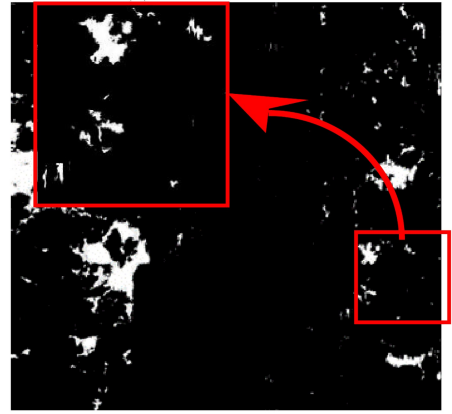
(b) 纹理表层二值图

(b) The texture surface layer binary image



(c) 纹理浅层二值图

(c) The texture shallow layer binary image



(d) 纹理深层二值图

(d) The texture deep layer binary image

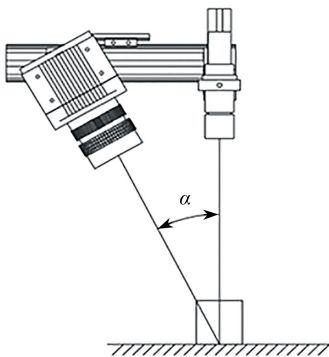
图6 纹理深度剖面示意图

Fig. 6 Cross section schematic diagrams

2 数据采集

2.1 路面纹理数据采集

本研究选择使用 LS-40 便携式三维激光表面分析仪采集路面纹理数据,该分析仪的高清 CMOS 相机与激光发射器布设方式遵循激光三角测量原理,如图 7(a)所示.在路面纹理数据采集过程中,激光垂直投射到道路表面,高性能 CMOS 相机捕捉每条物体表面上的激光反射线.随着激光-相机组件的移动,CMOS 相机不断收集不同时刻激光反射线的数据,将每条激光线的数据拼接,便形成了路面纹理三维点云信息.设备扫描范围:纵向 115 mm,云点数量 2 448;横向 102 mm,云点数量 2 048. 测量精度 0.05 mm,最大扫描深度 12.5 mm.本研究共采集 185 组路面纹理数据信息.其中的 108 组数据来源于美国俄克拉荷马州的 LTPP SPS-10 沥青路面实验段,其余 77 组数据采集自俄克拉荷马州立大学(OSU-Stillwater)校园周边沥青路面.路面材料分别为热拌沥青集料和温拌沥青集料,具体集料配合比参数可参考文献[48],平均气温变化范围为 2.2 ~ 27.3 °C.



(a) 激光三角扫描

(a) The laser triangulation scanning



(b) LS-40 便携式三维激光表面分析仪

(b) The LS-40 portable 3D laser surface analyzer

图7 路面纹理点云采集示意

Fig. 7 Schematic diagram of the pavement texture point cloud collection

2.2 路面纹理数据预处理

在利用 LS-40 便携式三维激光表面分析仪扫描路面纹理信息的过程中,受环境和人为因素影响,采集的

数据会存在少量异常离群值.本研究采用中位数绝对偏差值(MAD)法^[49]调整路面纹理数据中的离群值:第一步,找出该组数据中的中位数 X_{median} .第二步,计算每个数据与中位数的绝对偏差值.第三步,得到绝对偏差值的中位数 X_{MAD} .最后,确定参数 n ,从而得到数据的合理范围 $[X_{\text{median}} - n \cdot X_{\text{MAD}}, X_{\text{median}} + n \cdot X_{\text{MAD}}]$,并对超出范围的数据依照下式进行调整:

$$X'_i = \begin{cases} X_{\text{median}} + n \cdot X_{\text{MAD}}, & X_i > X_{\text{median}} + n \cdot X_{\text{MAD}}, \\ X_{\text{median}} - n \cdot X_{\text{MAD}}, & X_i < X_{\text{median}} - n \cdot X_{\text{MAD}}, \\ X_i, & X_{\text{median}} - n \cdot X_{\text{MAD}} < X_i < X_{\text{median}} + n \cdot X_{\text{MAD}}. \end{cases} \quad (3)$$

2.3 路面抗滑性能数据采集

在对路面纹理信息进行采集的同时,使用动态摩擦因数测试仪(DFT)测量相应区域的路面抗滑性能,如图 8 所示.该设备测量全程由计算机操控,通过设备下方的扭矩传感器可以得到 0~80 km/h 速度范围内的路面动态摩擦因数.



图 8 动态摩擦因数测试仪

Fig. 8 The dynamic friction coefficient tester

本文选择 10 km/h, 15 km/h, 20 km/h, 25 km/h, 30 km/h, 40 km/h, 50 km/h, 60 km/h 和 70 km/h 对应的动态摩擦因数来研究速度对路面抗滑性能的影响,分别记为 DFT10~70.LTPP SPS-10 沥青路面实验段测得的 DFT 测试曲线如图 9 所示,OSU-Stillwater 校园周边沥青路面测得曲线如图 9(b)所示,结合图 10 所示不同速度下的摩擦因数均值分布可以看出,不同路段中 DFT 所测得的动态摩擦因数均随速度的增大呈现下降趋势,其中 LTPP 路段的下降趋势较为显著,而校园周边路段的下降趋势则相对较缓.

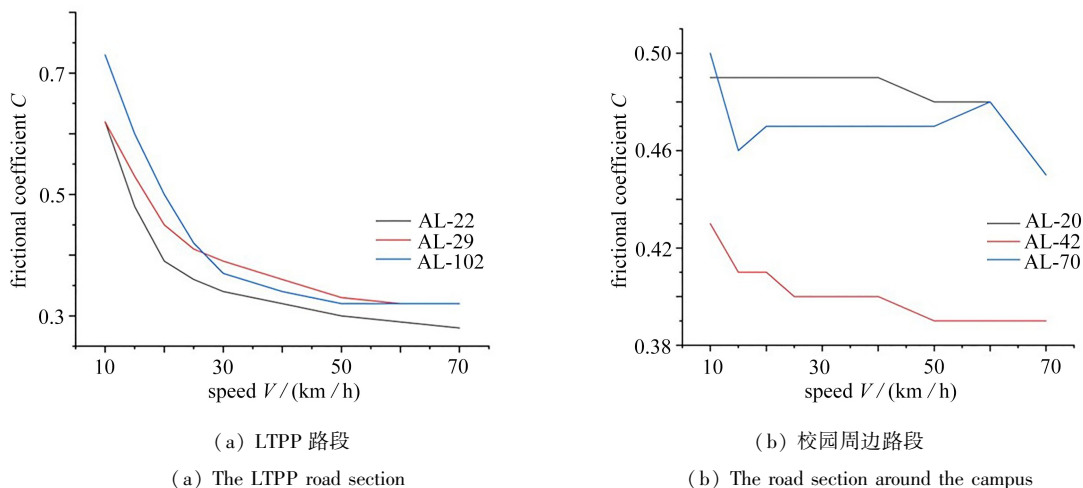


图 9 DFT 测试曲线示例

Fig. 9 Examples of DFT test curves

对不同速度下的摩擦数据进行 Pearson 相关性分析,结果如表 1 所示.由表可知,以 25 km/h 速度对应的路面动态摩擦因数相关性分析结果为分界线,10~20 km/h 和 25~70 km/h 速度各自范围内的路面动态摩擦因数具备较高的相关性.因此,本研究选择 10 km/h 和 70 km/h 速度对应的摩擦值代表低速和高速时的动态摩擦因数测试结果.

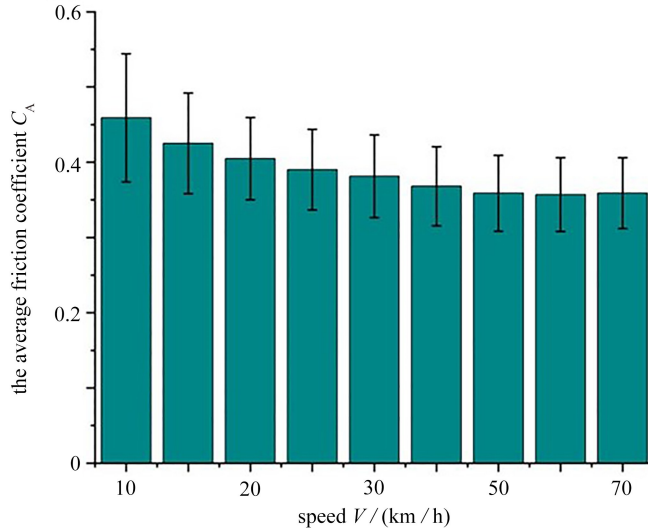


图 10 路面动态摩擦测试结果

Fig. 10 The pavement dynamic friction test results

表 1 不同速度下动态摩擦因数相关性

Table 1 Correlation of dynamic friction coefficients at different speeds

	dynamic friction coefficient								
	DFT70	DFT60	DFT50	DFT40	DFT30	DFT25	DFT20	DFT15	DFT10
DFT70	1.00	0.99	0.98	0.95	0.90	0.85	0.74	0.51	0.26
DFT60	0.99	1.00	0.99	0.97	0.93	0.89	0.78	0.55	0.29
DFT50	0.98	0.99	1.00	0.99	0.96	0.91	0.81	0.57	0.30
DFT40	0.95	0.97	0.99	1.00	0.98	0.95	0.86	0.63	0.36
DFT30	0.90	0.93	0.96	0.98	1.00	0.99	0.92	0.72	0.46
DFT25	0.85	0.89	0.91	0.95	0.99	1.00	0.97	0.8	0.56
DFT20	0.74	0.78	0.81	0.86	0.92	0.97	1.00	0.92	0.73
DFT15	0.51	0.55	0.57	0.63	0.72	0.8	0.92	1.00	0.89
DFT10	0.26	0.29	0.30	0.36	0.46	0.56	0.73	0.89	1.00

3 路面摩擦随机森林评估模型

3.1 随机森林算法概述

随机森林是包含多个决策树的集成学习算法^[50],随机森林回归算法的原理如图 11 所示.它采用 Bootstrap 抽样方法在原始数据集中有放回地随机抽取数据组构建训练样本集,多次重复该过程创建不同的训练样本集.

对每个训练样本集采用节点随机分裂技术分别构造 CART 回归树,采用最小均方差原则:对任意划分特征 A 所对应的任意划分节点 s ,将数据划分为数据集 D_1 和 D_2 ,求出使 D_1 和 D_2 各自集合的均方差值最小,同时 D_1 和 D_2 的均方差之和最小所对应的划分特征及节点.具体表达式如下:

$$\min_{A,s} \left[\min_{C_1} \sum_{x \in D_1(A,s)} (y_i - C_1)^2 + \min_{C_2} \sum_{x \in D_2(A,s)} (y_i - C_2)^2 \right], \quad (4)$$

式中, C_1 为 D_1 数据集的样本输出均值, C_2 为 D_2 数据集的样本输出均值.

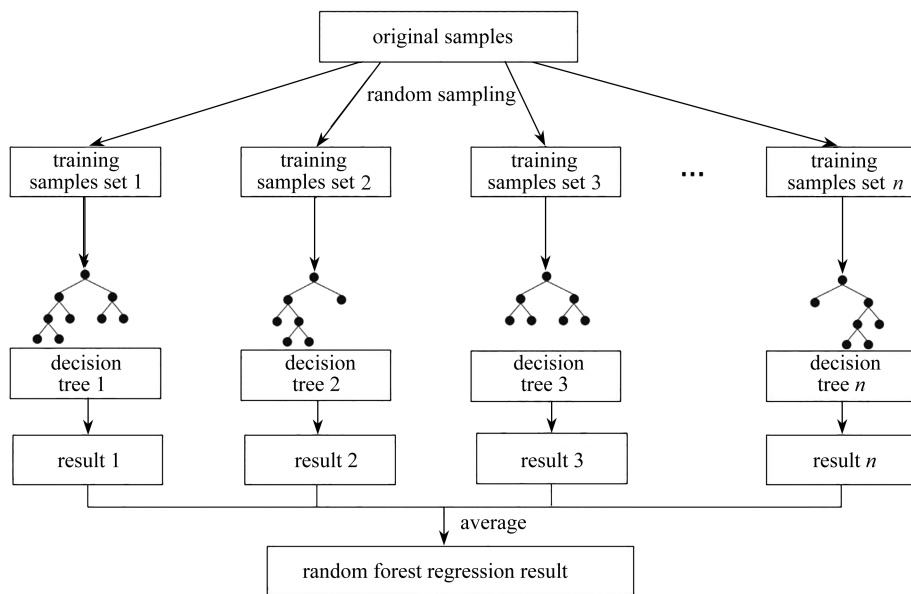


图 11 随机森林回归算法原理示意图

Fig. 11 Schematic diagram of the random forest regression algorithm

最后,将各回归树的回归结果取均值即为

$$F = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i, \tag{5}$$

式中, F 为随机森林最终回归结果, f_i 为第 i 棵回归树的结果, n 为回归树数量。

由于随机森林的集成学习特点,其准确性要高于其他单一算法.而且随机森林算法具有样本随机、特征随机的特性,使得其具有一定的抗噪声能力和防止过拟合的能力.此外,随机森林算法每次抽样会保留约 1/3 的数据作为袋外数据(OOB),用于在模型生成的过程中取得真实误差的无偏估计,利用 OOB 还可以计算得到特征变量的相对重要性.因此,本研究选择随机森林算法建立回归模型。

3.2 随机森林超参数调优

本研究以路面纹理复合分形维数 F_{3D} , F_{2D} , F_{Sur} , F_S , F_D 作为特征值,以 DFT15 和 DFT50 作为标签数据,随机选择其中 70% 的数据作为训练集,30% 的数据作为预测集,建立基于随机森林算法的路面抗滑性能回归模型。

超参数是指机器学习模型在开始学习过程之前需要提前设定的参数,其对模型的最终效果有较大影响,需要调优的随机森林超参数如表 2 所示。

表 2 随机森林超参数

Table 2 Hyperparameter of the random forest

hyperparameter	meaning	explanatory note
$n_{estimator}$	number of random forest learners	the default value is 10, a model with too small $n_{estimator}$ is prone to underfitting, while conversely, it requires a too big computation
d_{max}	maximum depth of the decision tree	default value be not limited, and adjusted based on the sample size and feature size of the data

本研究采用网格搜索方法对上述参数进行调优,设置 $n_{estimator}$ 的搜索范围为 20~200、步长为 1; d_{max} 的搜索范围为 1~50、步长为 1.最终确定模型在 $n_{estimator}$ 为 110, d_{max} 为 15 时模型表现最优。

从随机森林中随机选择某一示例决策树的部分节点进行展示,如图 12 所示.每个节点显示特征条件、均方根误差 squared_error、到达该节点的样本数 samples 以及预测值 value。

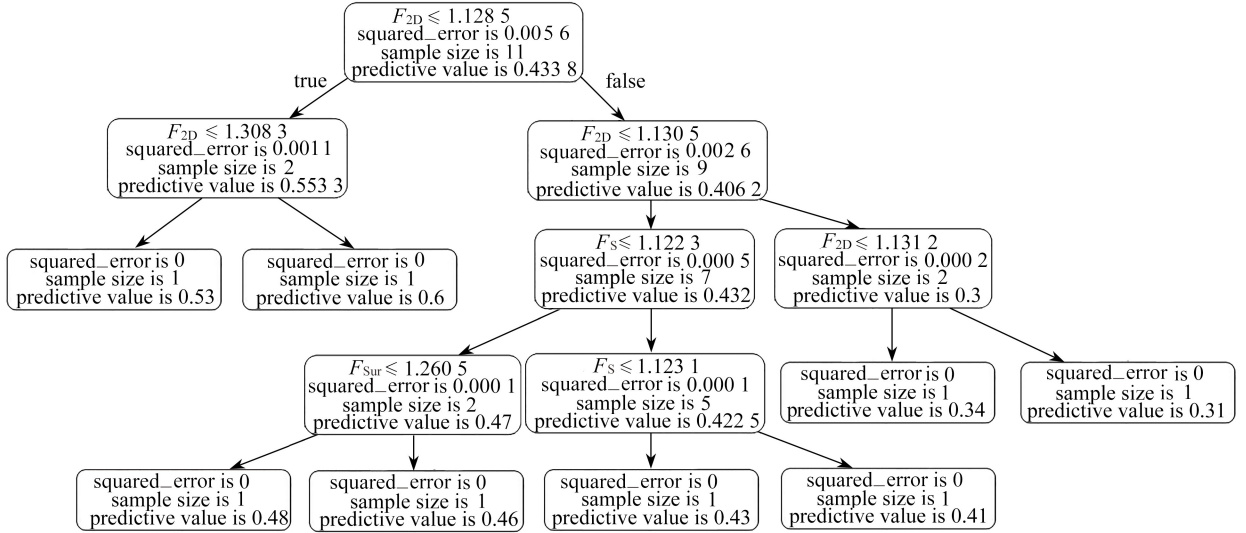


图 12 随机森林中示例决策树的部分节点

Fig. 12 Some nodes of the example decision tree in the random forest

4 结果分析

4.1 复合分形维数特征关联性分析

对获得的复合分形维数 F_{3D} , F_{2D} , F_{Sur} , F_S , F_D 进行统计分析,如图 13 所示.由图可知, F_{3D} 介于 2.10~2.28 之间, F_{2D} 介于 1.12~1.13 之间, F_{Sur} 介于 1.25~1.29 之间, F_S 介于 1.12~1.31 之间, F_D 介于 1.26~1.40 之间.可知,空间分形维数最高且显著区别于横剖、深度方向的分形维数.这一方面是由于高维度图像的分形维数一定大于较低维度的分形维数^[51];另一方面也说明纹理图像的空间复杂度与其横剖、深度剖分图像的复杂度显著不同.另外,虽然横剖、深度方向的分形维数较为接近,但是其差异也很明显,这说明不同视角获取的路面纹理复杂程度存在显著差别.并且,纹理横剖面具备明显线性特征,因此, F_{2D} 的取值范围相对其他特征更为集中.

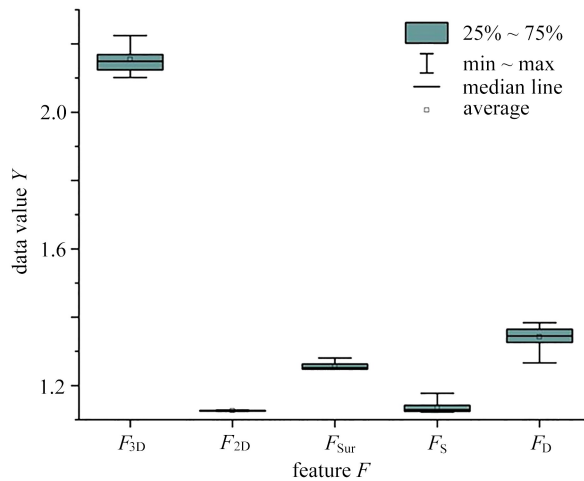


图 13 特征箱线图

Fig. 13 The characteristic boxplot

进一步对复合分形维数 F_{3D} , F_{Sur} , F_S , F_D , F_{2D} 与动态摩擦数据进行组间和组内 Pearson 相关性分析,结果如表 3、4 所示.由表 3 可知,复合分形维数与路面动态摩擦因数之间不存在线性相关性,因此,需引入能有效解释变量之间非线性关系的随机森林算法,以进一步发掘复合分形维数与路面摩擦因数之间的潜在联系.由

表 4 可知,除 F_S, F_D 与 F_{2D} 之间的线性相关系数在 (0.5, 0.6) 区间内,复合分形维数之间的线性相关系数远低于 0.5.这说明复合分形维数具备独立描述纹理复杂程度的能力。

表 3 复合分形维数与路面摩擦因数的组间相关性

Table 3 The intergroup correlation between the comprehensive fractal dimension number and the pavement friction coefficient

	F_{3D}	F_{Sur}	F_S	F_D	F_{2D}
DFT70	0.215 6	0.097 5	0.006 2	0.037 5	0.000 5
DFT10	0.079 6	0.001 4	0.058 5	0.003 7	0.045 9

表 4 复合分形维数组内特征相关性

Table 4 The intragroup feature correlation of comprehensive fractal dimension numbers

feature	F_{3D}	F_{Sur}	F_S	F_D	F_{2D}
F_{3D}	1.00	0.004 9	-0.23	-0.23	0.45
F_{Sur}	0.004 9	1.00	-0.29	-0.6	0.4
F_S	-0.23	-0.29	1.00	0.6	-0.51
F_D	-0.23	-0.6	0.6	1.00	-0.56
F_{2D}	0.45	0.4	-0.51	-0.56	1.00

4.2 基于复合分形的随机森林模型预测结果

本研究选取判定系数 R^2 和均方根误差 (RMSE) δ 作为随机森林模型预测准确度的评价指标,其中 R^2 介于 0~1 之间,越接近 1 代表模型的拟合效果越好;RMSE 值越小代表模型的精度越高.使用超参数调优后的模型对动态摩擦因数进行回归验证,结果如表 5 和图 14 所示.由图可知,模型对 DFT10 的预测判定系数为 0.66,对 DFT70 的预测判定系数为 0.78,而 RMSE 均小于 0.05.这说明模型在保持较高精度的同时,有效解释了复合分形维数与动态摩擦因数的关系.其中,复合分形维数对 70 km/h 速度对应的动态摩擦因数解释程度为 0.78,这说明复合分形维数可较好地解释轮胎橡胶快速滑动状态下的路面抗滑性能.然而,复合分形维数对 10 km/h 速度对应的动态摩擦因数解释程度仅为 0.66,这说明低速状态下的路面抗滑性能与复合分形维数相关性较低.由于轮胎在低速状态下具备较好的附着能力,在较高速度下更容易产生湿滑风险.因此,通过复合分形维数评价路面湿滑风险具备可行性。

表 5 随机森林模型预测评价指标

Table 5 Random forest model predictive evaluation indexes

evaluation index	10 km/h		70 km/h	
	training set	test set	training set	test set
R^2	0.87	0.66	0.91	0.78
RMSE δ	0.029 6	0.043 6	0.023 1	0.040 5

4.3 模型特征重要性分析

随机森林算法可以对模型的特征进行重要性分析,以得到每个特征对预测结果的影响程度.其主要思想为,计算每个特征在模型的单棵决策树中的贡献值,再对全部树的结果取平均值,具体计算过程如下:

$$I(x) = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J C_{full} + \sum_{k=1}^K \left(\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J I_j(x, k) \right), \quad (6)$$

式中, $I(x)$ 为特征贡献值, C_{full} 为单棵树中整个数据集的平均值, J 为决策树数量, K 为特征数量。

本文对基于复合分形维数的路面抗滑随机森林评估模型进行特征重要性分析,结果如图 15 所示,可知 F_{3D} 对模型预测结果的影响最大.其主要原因是空间分形是对路面纹理复杂程度的整体体现,而其他特征均为各自层面的细节体现,因此空间分形的重要性较高.另外, $F_{2D}, F_{Sur}, F_S, F_D$ 均低于 F_{3D} , 四因素的重要性较为接近且依次降低.可知,纹理横剖面和深度剖面形貌复杂性与路面动态摩擦因数存在关联性,但是其对路面动态摩擦因数的影响弱于纹理形貌的空间复杂度.由于 $F_{3D}, F_{2D}, F_{Sur}, F_S, F_D$ 对路面动态摩擦因数的贡献值均不超过 0.5, 可知纹理空间形貌、纹理横剖面和纹理表层、浅层、深层剖面分形特性共同影响着路面抗滑性能。

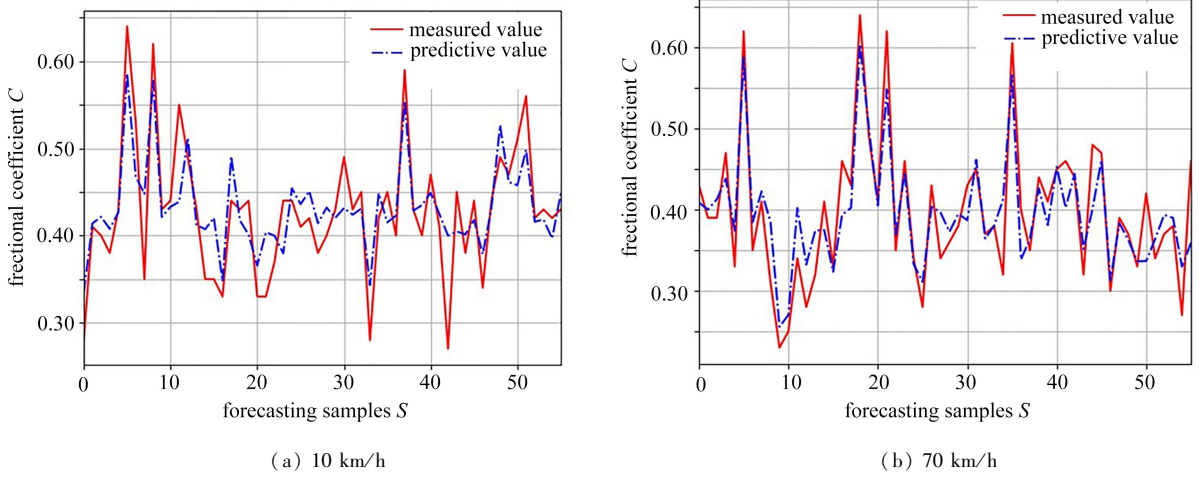


图 14 路面抗滑性能预测结果

Fig. 14 Prediction results of pavement anti-skid performances

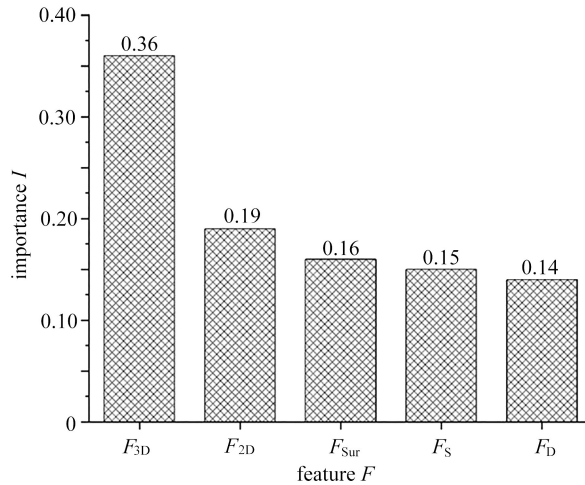


图 15 复合分形维数特征重要性

Fig. 15 Importance of comprehensive fractal dimension number characteristics

5 结 论

1) 本研究使用精度为 0.05 mm 的 LS-40 便携式三维表面分析仪采集路面纹理数据,通过复合分形维数综合表征路面纹理复杂度,分别从空间、横剖、深度方向(表层、浅层、深层)提出了 F_{3D} , F_{2D} , F_{Sur} , F_S , F_D 纹理分形特征指标,完善了多种空间视角下的路面纹理分形表征方法。

2) 10 km/h 和 70 km/h 速度下的动态摩擦因数可表征低速和高速状态下的路面摩擦测试结果.对复合分形特征以及动态摩擦数据进行组间和组内关联性分析发现,复合分形维数与路面动态摩擦因数之间不存在线性关系,但具备独立描述纹理复杂程度的能力。

3) 以复合分形维数为特征值,以低速和高速状态路面动态摩擦测试结果为标签数据,建立路面抗滑性能随机森林评估模型,并采用网格搜索方法对模型超参数调优,发现 $n_{estimator} = 110$, $d_{max} = 15$ 时模型表现最佳。

4) 根据随机森林模型计算结果发现,复合分形维数对低速和高速状态下的动态摩擦因数解释程度分别为 0.66 和 0.78.这说明复合分形维数虽然与路面动态摩擦因数具备相关性,但其更适用于解释轮胎橡胶在快速滑动状态下的路面抗滑性能。

5) 对路面抗滑随机森林评估模型进行特征重要性分析发现,复合分形维数中的纹理空间形貌、纹理横剖面和纹理表层、浅层、深层剖面形貌分形特征对路面动态摩擦因数的贡献度依次减弱但均不超过 0.5.这说

明上述特征共同影响着路面抗滑性能,在进行路面纹理形貌评价时,应从多种空间视角下进行纹理特征综合分析。

参考文献(References):

- [1] 赵雪涛. 公路路面摩擦系数检测与评价方法研究[J]. 交通世界, 2019, **23**(8): 56-58. (ZHAO Xuetao. Research on testing and evaluation methods for friction coefficient of highway pavements[J]. *Transpo World*, 2019, **23**(8): 56-58. (in Chinese))
- [2] PAN B H, CHAI H, LU B. Determination of the friction coefficients of icy pavements under different amounts of snowfall[J]. *Journal of Visualized Experiments*, 2023(191): e63769.
- [3] 宋江春, 李明亮, 李俊, 等. 排水沥青路面抗滑性能评价指标研究[J]. 现代交通技术, 2020, **17**(3): 11-16. (SONG Jiangchun, LI Mingliang, LI Jun, et al. Study on evaluation index of skidding performance in porous pavement[J]. *Modern Transportation Technology*, 2020, **17**(3): 11-16. (in Chinese))
- [4] 刘俊卿, 韩晶. 基于模糊数学理论的沥青路面结构可靠度分析[J]. 应用数学和力学, 2018, **39**(9): 1081-1090. (LIU Junqing, HAN Jing. Reliability analysis of asphalt pavement structure based on the fuzzy mathematics theory[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2018, **39**(9): 1081-1090. (in Chinese))
- [5] 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. (HUANG Xiaoming, ZHENG Binshuang. Research status and progress for skid resistance performance of asphalt pavements [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2019, **32**(4): 32-49. (in Chinese))
- [6] KOUCHAKI S, ROSHANI H, PROZZI J A, et al. Field investigation of relationship between pavement surface texture and friction[J]. *Transportation Research Record*, 2018, **2672**(40): 1-13.
- [7] UECKERMANN A, WANG D, OESER M. A contribution to non-contact skid resistance measurement[J]. *International Journal of Pavement Engineering*, 2014, **16**(7): 646-659.
- [8] MEEGODA J N, GAO S Y. Evaluation of pavement skid resistance using high speed texture measurement[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)*, 2015, **2**(6): 382-390.
- [9] 丁世海, 战友, 阳恩慧, 等. 基于高精度激光断面高程的沥青路面 MTD 测量[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2020, **50**(1): 137-142. (DING Shihai, ZHAN You, YANG Enhui, et al. MTD measurement of asphalt pavement based on high precision laser section elevation[J]. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 2020, **50**(1): 137-142. (in Chinese))
- [10] AHMAD A, OMAR S, GEORGES B S, et al. Pavement friction modeling using texture measurements and pendulum skid tester[J]. *Transportation Research Record*, 2018, **2672**(40): 1-12.
- [11] LIU Q F, SHALABY A. Relating concrete pavement noise and friction to three-dimensional texture parameters [J]. *International Journal of Pavement Engineering*, 2017, **18**(5): 450-458.
- [12] HU L Q, YUN D, LIU Z Z, et al. Effect of three-dimensional macrotexture characteristics on dynamic frictional coefficient of asphalt pavement surface[J]. *Construction & Building Materials*, 2016, **126**: 720-729.
- [13] PANAGOULI O K, KOKKALIS A G. Skid resistance and fractal structure of pavement surface[J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 1998, **9**(3): 493-505.
- [14] KOKKALIS A G, PANAGOULI O K. Fractal evaluation of pavement skid resistance variations I: surface wetting[J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 1998, **9**(11): 1875-1890.
- [15] UECKERMANN A, WANG D, OESER M, et al. Calculation of skid resistance from texture measurements [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)*, 2015, **2**(1): 3-16.
- [16] HARTIKAINEN L, PETRY F, WESTERMANN S. Frequency-wise correlation of the power spectral density of asphalt surface roughness and tire wet friction[J]. *Wear*, **317**(1/2): 111-119.
- [17] KANAFI M M, TUONONENA J. Top topography surface roughness power spectrum for pavement friction evaluation[J]. *Tribology International*, 2017, **107**: 240-249.
- [18] KOKKALIS A G, TSOHOS G H, PANAGOULI O K. Consideration of fractals potential in pavement skid resistance evaluation[J]. *Journal of Transportation Engineering*, 2002, **128**(6): 591-595.

- [19] VILLANI M M, SCARPAS A, BONDT A, et al. Application of fractal analysis for measuring the effects of rubber polishing on the friction of asphalt concrete mixtures[J]. *Wear*, 2014, **320**: 179-188.
- [20] ZHONG K, SUN M Z, LIU Z X, et al. Research on dynamic evaluation model and early warning technology of anti-sliding risk for the airport pavement[J]. *Construction and Building Materials*, 2020, **239**: 117820.
- [21] WANG K F, LI Y, ZHU Y S, et al. Research on characteristics of macrotexture for colored anti-skid coating on pavement based on fractal theory[J]. *Transportation Research Record*, 2022, **2676**(6): 129-140.
- [22] LIU C, ZHAN Y, DENG Q S, et al. An improved differential box counting method to measure fractal dimensions for pavement surface skid resistance evaluation[J]. *Measurement*, 2021, **178**: 109376.
- [23] NAYAK S R, MISHRA J, PALAI G. Analysing roughness of surface through fractal dimension: a review[J]. *Image and Vision Computing*, 2019, **89**: 21-34.
- [24] ISSA M A, ISSA M A, ISLAM M S, et al. Fractal dimension: a measure of fracture roughness and toughness of concrete[J]. *Engineering Fracture Mechanics*, 2003, **70**(1): 125-137.
- [25] 冉茂平, 肖旺新, 周兴林, 等. 基于三维分形维数的沥青路面抗滑性能研究[J]. 公路交通科技, 2016, **33**(2): 28-32. (RAN Maoping, XIAO Wangxin, ZHOU Xinglin, et al. Research of skid resistance of asphalt pavement based on 3D fractal dimension[J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2016, **33**(2): 28-32. (in Chinese))
- [26] 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. (TONG Shenjia, XIE Xiangbing, ZHAO Dayong. Fractal description of texture distribution and evaluation of skid-resistance performance for asphalt pavement[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2016, **29**(2): 1-7. (in Chinese))
- [27] 钱振东, 薛永超, 张令刚. 沥青路面三维纹理分形维数及其抗滑性能[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2016, **47**(10): 3590-3596. (QIAN Zhendong, XUE Yongchao, ZHANG Linggang. 3-D textural fractal dimension and skid resistance of asphalt pavement[J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2016, **47**(10): 3590-3596. (in Chinese))
- [28] LI L, WANG K C P, LI Q J. Geometric texture indicators for safety on AC pavements with 1 mm 3D laser texture data[J]. *International Journal of Pavement Research and Technology*, 2016, **9**(1): 49-62.
- [29] DING S, WANG K C P, YANG E, et al. Influence of effective texture depth on pavement friction based on 3D texture area[J]. *Construction and Building Materials*, 2021, **287**: 123002.
- [30] LIU C, ZHAN Y, DENG Q S, et al. An improved differential box counting method to measure fractal dimensions for pavement surface skid resistance evaluation[J]. *Measurement*, 2021, **178**: 109376.
- [31] GUO W, CHU L, YANG L, et al. Determination of tire rubber-pavement directional coefficient of friction based on contact mechanism considerations[J]. *Tribology International*, 2023, **179**: 1081781-10817814.
- [32] TAN Q L, XU X Y, LIANG H J. Physiological big data mining through machine learning and wireless sensor networks[J]. *International Journal of Distributed Systems and Technologies*, 2023, **14**(2): 1-15.
- [33] KRIZHEVSKY A, SUSSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Communications of the ACM*, 2017, **60**(6): 84-90.
- [34] 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. (PENG Yi, LI Qiang, ZHAN You, et al. Pavement skid resistance evaluation based on 3D areal texture characterization[J]. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 2020, **50**(4): 667-676. (in Chinese))
- [35] 战友, 李强, 马啸天, 等. 基于宏微观纹理特征融合的路面摩擦性能预测[J]. 浙江大学学报(工学版), 2021, **55**(4): 684-694. (ZHAN You, LI Qiang, MA Xiaotian, et al. Macro and micro texture based prediction of pavement surface friction[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2021, **55**(4): 684-694. (in Chinese))
- [36] 陈涛, 郭卫卫, 孟令智, 等. 基于广义回归神经网络的路面摩擦系数预测模型[J]. 公路, 2014, **59**(6): 1-6. (CHEN Tao, GUO Weiwei, MENG Lingzhi, et al. Prediction model of road friction coefficient based on GRNN network[J]. *Highway*, 2014, **59**(6): 1-6. (in Chinese))

- [37] SERIGOS P, ANDRE D, PROZZI J. Incorporating Surface microtexture in the prediction of skid resistance of flexible pavements[J]. *Transportation Research Record*, 2014, **2457**: 105-113.
- [38] PATTANAİK M L, CHOUDHARY R, KUMAR B. Prediction of frictional characteristics of bituminous mixes using group method of data handling and multigene symbolic genetic programming[J]. *Engineering With Computers*, 2020, **36**(4): 1875-1888.
- [39] LIU C Q, LI J, GAO J, et al. Three dimensional texture measurement using deep learning and multi-view pavement images[J]. *Measurement*, 2021, **172**: 108828.
- [40] YANG G W, LI J Q, ZHAN Y, et al. Convolutional neural network-based friction model using pavement texture data[J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2018, **32**(6): 04018052.
- [41] ZHAN Y, LI J Q, YANG G W, et al. Friction-ResNets: deep residual network architecture for pavement skid resistance evaluation[J]. *Journal of Transportation Engineering*, 2020, **146**(3): 04020027.
- [42] 张金喜, 郭旺达, 宋波, 等. 基于随机森林的沥青路面性能预测[J]. 北京工业大学学报, 2021, **47**(11): 1256-1263. (ZHANG Jinxi, GUO Wangda, SONG Bo, et al. Performance prediction of asphalt pavement based on random forest[J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2021, **47**(11): 1256-1263. (in Chinese))
- [43] ZHAN Y, LI J Q, LIU C, et al. Effect of aggregate properties on asphalt pavement friction based on random forest analysis[J]. *Construction and Building Materials*, 2021, **292**: 123467.
- [44] YANG G W, YU W Y, LI J Q. Random forest-based pavement surface friction prediction using high-resolution 3D image data[J]. *Journal of Testing and Evaluation*, 2019, **49**(2): 20180937.
- [45] 高伟业, 张赛, 张杰, 等. 含湿相变粗糙多孔材质的热质耦合分形研究[J]. 应用数学和力学, 2022, **43**(5): 561-568. (GAO Weiye, ZHANG Sai, ZHANG Jie, et al. Thermo-mass coupling fractal study of wet phase-change rough porous materials[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2022, **43**(5): 561-568. (in Chinese))
- [46] 张亚衡, 周宏伟, 谢和平. 粗糙表面分形维数估算的改进立方体覆盖法[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, **24**(17): 3192-3196. (ZHANG Yaheng, ZHOU Hongwei, XIE Heping. Improved cubic covering method for fractal [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2005, **24**(17): 3192-3196. (in Chinese))
- [47] 郑少鹏, 程志豪, 陈亮亮, 等. 路面表面构造特征指标对抗滑性能的影响[J]. 公路, 2018, **63**(6): 34-39. (ZHENG Shaopeng, CHENG Zhihao, CHEN Liangliang, et al. Influence of pavement surface structural characteristic index on skid resistance[J]. *Highway*, 2018, **63**(6): 34-39. (in Chinese))
- [48] 产品几何技术规范(GPS) 表面结构 区域法: GB/T 33523.2—2017[S]. 2017. (Geometrical product specifications (GPS) surface texture; areal; GB/T 33523.2—2017[S]. 2017. (in Chinese))
- [49] PARK J W, MOON Y S. Robust estimation of target scale by removing outlier motion vectors using MAD[J]. *Electronics Letters*, 2015, **51**(9): 691-693.
- [50] BREIMAN L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, **45**(1): 44-51.
- [51] 杨彦从, 彭瑞东, 周宏伟. 三维空间数字图像的分形维数计算方法[J]. 中国矿业大学学报, 2009, **38**(2): 251-258. (YANG Yancong, PENG Ruidong, ZHOU Hongwei. Computation of fractal dimension for digital image in a 3-D space[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2019, **38**(2): 251-258. (in Chinese))