

# 基于三维纹理特征的沥青路面级配预估方法

翁梓航<sup>1</sup>, 古丽妮尔·阿卜来提<sup>2</sup>, 杜豫川<sup>1,3</sup>, 吴荻非<sup>1</sup>, 刘成龙<sup>1,3</sup>, 曹静<sup>1</sup>

(1. 同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804; 2. 新疆农业大学 交通与物流工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830052; 3. 上海城市基础设施更新工程技术研究中心, 上海 200032)

**摘要:** 采用三维激光扫描获取路面纹理数据, 提取基于几何特征的表面性状参数和基于二维小波变换的多尺度特征参数作为模型输入。通过对比参数和分类器对 8 种已知级配沥青车辙板的分类效果, 验证了表面性状参数与二维小波参数相结合, 在多层感知机分类下效果最佳。选用多层感知机多元回归算法对 8 种路面类型级配曲线进行预估, 其拟合优度  $R^2$  高达 0.849。采用消融实验分析不同参数的贡献度, 发现二维小波能量参数影响较为显著。

**关键词:** 道路工程; 级配快速预估; 三维特征提取; 沥青路面; 二维小波分解; 神经网络回归; 路面检测与评估

中图分类号: U416. 217

文献标志码: A

## Aggregates Gradation Estimation Based on Three-Dimensional Texture Feature Extraction

WENG Zihang<sup>1</sup>, ABLAT Gulnigar<sup>2</sup>, DU Yuchuan<sup>1,3</sup>, WU Difei<sup>1</sup>, LIU Chenglong<sup>1,3</sup>, CAO Jing<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of the Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. College of Traffic and Logistic Engineering, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, Xinjiang, China; 3. Shanghai Engineering Research Center of Urban Infrastructure Renewal, Shanghai 200032, China)

**Abstract:** In this paper, a 3D (three-dimensional) laser scanner was used to obtain texture data. Surface geometric parameters and 2D-wavelet-based multiscale parameters were proposed as inputs. Different parameters and classifiers were tested on eight types of mixtures with the standard gradation curve. The result shows that the MLP (multi-layered perceptron) performs best with the combination of the surface and 2D-wavelet parameters.

The MLP regression model was used to estimate the gradation curves, and the  $R^2$  was 0.849. The ablation experiments were used to analyze the contribution of different parameters. It is found that the 2D-wavelet energy parameters have more significant effects.

**Key words:** road engineering; rapid gradation estimation; 3D feature extraction; asphalt pavement; 2D-wavelet decomposition; neural network regression; pavement detection and evaluation

沥青混合料是由沥青、矿料以及添加剂所组成的复合材料, 经摊铺、压实成型后成为沥青路面。其中, 矿料是由适当比例, 符合规定级配的粗集料、细集料及填料所构成的, 起到骨架支撑作用。矿料级配的选取是影响沥青混合料路用性能的主要因素, 不良的级配使路面的性能下降, 易造成剥落、松散等路面病害<sup>[1]</sup>。级配是设计阶段的概念, 大量学者致力于研究满足于不同性能的最优矿料配合比设计。目前, 矿料的级配组成主要分为连续密级配沥青混凝土混合料 (asphalt concrete, AC)、大孔隙开级配排水式沥青磨耗层 (open gradation friction course, OGFC) 和沥青玛蹄脂碎石混合料 (stone matrix asphalt, SMA)。然而, 在实际施工过程中, 由于诸多不确定因素的影响, 成型后的路面集料组成可能与设计级配有所差别, 需要进行施工质量监测和控制<sup>[2]</sup>, 以保证真实的施工状况和设计级配之间的差距尽量小, 提高沥青路面的路用性能和使用寿命。因此, 快速预估成型路面级配在道路施工质量监测环节中至关重要。

目前对沥青混合料的级配预估方法主要有三种: 沥青抽取法、基于计算机断层扫描技术 (computed tomography, CT) 的数字图像处理法和基于图像的机

收稿日期: 2021-07-15

基金项目: 上海市科技计划项目 (21ZC2420800); 上海工程技术研究中心建设计划 (20DZ2251900); 山东省重点研发计划 (2020CXGC010118)

第一作者: 翁梓航 (1995—), 男, 博士生, 主要研究方向为交通基础设施数字化与智能计算。  
E-mail: 2010184@tongji.edu.cn

通信作者: 吴荻非 (1994—), 男, 副研究员, 工学博士, 主要研究方向为智能铺面与性能监测。  
E-mail: 1994wudifei@tongji.edu.cn



论文  
拓展  
介绍

器视觉方法。沥青抽取法是将沥青从混合料中溶解分离,通过不同筛径集料的比例求算集料级配。沥青抽取法包括冲洗法、离心抽提法、电热抽提法和脂肪抽提器法,该类方法耗时费力,仅能抽检部分路面,不适用于快速的现场施工质量检测。基于CT扫描技术的数字图像处理法运用CT扫描沥青混合料马歇尔试件的内部结构,获取数字图像,在此基础上对图像进行伪三维级配识别<sup>[3]</sup>。Bruno等<sup>[4]</sup>采用边缘检测与分割的图像处理算法,区分CT扫描图像中不同粒径,对沥青试件的级配进行有效预估。Guo等<sup>[5]</sup>对CT扫描的图像进行体视学转换,并用数值方法确定了椭球形颗粒的立体系数,实现沥青混凝土的级配预估。Jiang等<sup>[6]</sup>将CT扫描的图片作为输入,采用卷积神经网络对不同的级配类型进行分类。利用基于图像的机器视觉方法是通过解析二维图像的粒径分布来预估级配,部分研究是通过获取与沥青拌合前的矿料的图片进行分析,Cao等<sup>[7]</sup>采用高速摄像机捕获矿料在冷喂料箱传送带上的图片,综合运用基于距离变换的分水岭算法和凹点检测算法对接触粒子进行图像分割,从而预测级配。高颖等<sup>[8]</sup>利用数值算法获得不同形状颗粒剖切后截面尺寸分布概率,对沥青混凝土的平面级配进行体视学转换,识别出沥青混凝土的三维真实级配。然而该方法不是面向施工完毕的成型沥青混凝土路面,不适用于现场施工质量监测,而对于直接获取成型路面的图像,会丢失过多的三维特征信息,使得预测的难度增大。

上述三种方法在施工质量监测的应用场景下尚有诸多局限性。沥青抽取法和CT扫描法需要现场取样,一方面操作过程相对冗繁,费时费力,效率低下,且对路面造成损伤,另一方面,只能做有限的抽样检测,无法大范围检测。图像虽是无损检测,但二维图像缺乏深度信息,不能全面地体现集料的三维特征。

近年来,基于激光的三维成像技术发展迅速,其采用三角测距原理和激光反射原理,通过三维相机捕获路表面的激光线,得到高精度的路面三维信息,包含路面精细的纹理深度信息,其检测的采样间隔可达到亚毫米级别,并且能实现无损快速的大面积检测。三维成像技术在道路检测行业主要应用于路面病害(裂缝、坑槽、车辙)检测<sup>[9-11]</sup>、路面构造深度<sup>[12-13]</sup>、抗滑性能评估<sup>[14-15]</sup>、路面磨损<sup>[16-17]</sup>、路面渗水性能<sup>[18-19]</sup>等研究。然而,目前还没有研究利用三维成像技术对不同级配的路面进行分析和预估。本文面向新建路段沥青路面,利用激光的三维成像技术获取的8种不同级配类型路面三维点云数据,提取表面性状三维纹理特征参数和基于二维小波分解的多尺度特征参数,通过特征工程选取

反映级配特性的参数,构建分类模型,对比不同的参数选择和分类器效果,最后建立路面级配预估模型。

## 1 路面纹理三维数据采集

沥青道路表面纹理主要分为:波长为0.5~50 mm的宏观纹理和波长小于0.5 mm的微观纹理。激光三维成像技术的检测精度以达到亚毫米级别,其检测的精度满足路面宏微观纹理的要求,成为路面细观结构分析的主流技术。激光三维成像技术采用三角测距原理获取路面纹理数据,其采集方法分为移动式和固定式。移动式的激光发射器和感光摄像头保持相对静止在路面上移动采集。其优点是快速无损、检测适用性广、覆盖范围大,其缺点是易受外界光线干扰,检测精度受限于移动装置。固定式主要用于实验室内,优点是检测稳定性高、不受振动或外界光线影响等,缺点是只能检测路面试件,无法现场检测。由于本文的研究对象是实验室制备的车辙板,采用固定式的基恩士公司VR3000三维轮廓测量仪(图1)在实验室内对试件进行扫描。扫描倍率是12,其平面的精度小于1  $\mu\text{m}$ ,垂直精度小于0.5  $\mu\text{m}$ 。设备的采样间隔为0.1 mm,扫描区域的范围是100 mm $\times$ 230 mm。后续研究需面向施工现场监测时,可选用移动式采集方法,其数据处理和解析方法相同。

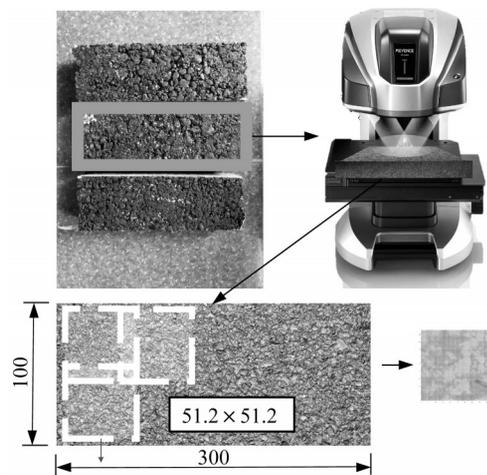


图1 路面样本选取(单位:mm)

Fig. 1 Sample selection (unit: mm)

## 2 实验设计

本文选取不同的级配类型路面:连续密级配沥青混凝土混合料(AC型)、大孔隙开级配排水式沥青磨耗层(OGFC型)和沥青玛蹄脂碎石混合料(SMA

型)。为了获取不同粒径分布的级配,尽量选取差异较大的集料最大公称粒径:对于AC和SMA,选用16,13.2和4.75 mm三种规格;对于OGFC,选用13.2 mm和19 mm两种规格。综上选用了8种级配的路面类型,级配曲线如图2所示,每种级配制备两块车辙板。车辙板试件的尺寸为300 mm×300 mm,该尺寸不满足三维轮廓测量仪的测试尺寸要求,因此将每块车辙板如图1所示切割成三块,每块的尺寸为100 mm×300 mm进行三维扫描。考虑车辙板试件成型的变异性,在扫描时取较为中间的部分,尽量避免车辙板四周的离析问题。

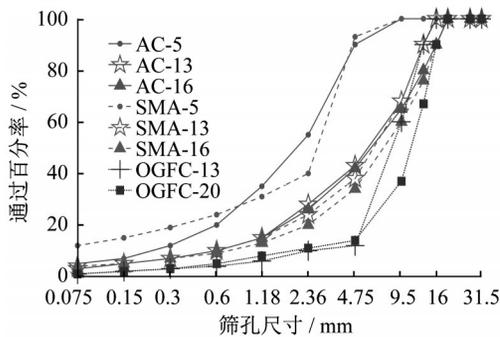


图2 8种路面类型的级配曲线

Fig. 2 Gradation curve of eight pavement types

本研究选取了51.2 mm×51.2 mm作为每个三维

数据样本的尺寸。一方面因为较小的尺寸在可以有效区分不同级配的基础上,可以增加样本的数量;另一方面根据宏观纹理的定义选择以最大宏观纹理的尺度为界,并且由于下文的小波变换需要按2的倍数分解。此外,本研究采用滑块移动切割的方式提取样本,创建51.2 mm×51.2 mm尺寸窗口(图1),在x和y两个方向分别以40 mm的步长移动,每移动一次窗口,提取该窗口覆盖的三维点云数据,每个路面类型有100个样本。样本数据是512×512的二维矩阵,其值代表该点的高度,在矩阵中的位置表示相应点的x和y轴坐标,采样间隔是0.1 mm。由于激光发射有一定的角度,对于较深的凹陷,会出现数据缺失。该情况在粒径较小的路面类型较少出现,而粒径较大的路面类型较为严重。本文采用基于二维滑窗的中值滤波器来消除异常值,用3×3的滑动窗口检测每个值与周围值的差异,当窗口中的点的高度值方差大于某个阈值的异常值会被其他值的中值所替代。

### 3 三维纹理特征提取

#### 3.1 表面性状纹理特征

本文梳理了文献中描述三维特征的参数,归纳为5类,分别是轮廓参数<sup>[20]</sup>、高度参数<sup>[21]</sup>、功能参数<sup>[22]</sup>、体积参数<sup>[22]</sup>和复合参数<sup>[23]</sup>。轮廓参数是最直观描述三维纹理数据的参数(表1),包括算术平均高度 $R_a$ 、均方根

表1 轮廓参数

Tab. 1 Profile parameters.

轮廓参数	单位	名称	计算
$R_a$	mm	算术平均高度	$R_a = \frac{1}{A} \iint_A  Z(x, y)  dx dy$
$R_q$	mm	均方根高度	$R_q = \sqrt{\frac{1}{A} \iint_A Z^2(x, y) dx dy}$
$D_a$		算术平均斜率	$D_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left  \frac{\Delta y}{\Delta x} \right $
$D_q$		均方根斜率	$D_q = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{\Delta y}{\Delta x} \right)^2}$
$L_a$	mm	算术平均波长	$L_a = 2\pi \cdot \frac{R_a}{D_a}$
$L_q$	mm	均方根波长	$L_q = 2\pi \cdot \frac{R_q}{D_q}$
MPD	mm	平均断面深度	

高度  $R_q$ 、算术平均斜率  $D_a$ 、均方根斜率  $D_q$ 、算数平均波长  $L_a$ 、均方根波长  $L_q$  和平均断面深度 (mean profile depth, MPD); 高度参数是应用于评估区域高度的参数 (表 2), 包括偏斜度  $S_{sk}$ 、峭度  $S_{ku}$ 、最大峰高  $S_p$ 、最大谷深  $S_v$ ; 功能参数是通过负载轮廓计算得出的参数 (表 3), 用于评估机械性强力接触表面的行为, 包括中心部的水平差  $S_k$ 、突出峰部高度  $S_{pk}$ 、突出谷部高度  $S_{vk}$ 、极点高度  $S_{sp}$ ; 体积参数是使用负载轮廓计算出的与体积、容

积有关的参数 (表 4), 与功能参数相同, 用于评估机械性强力接触表面的行为, 包括谷部的空隙容积  $V_{vv}$ 、中心部的空隙容积  $V_{vc}$ 、峰部的实体体积  $V_{mc}$ 、中心部的实体体积  $V_{mp}$ ; 复合参数是应用于高度方向与平面方向两方面的参数 (表 5), 本文采用界面扩展比  $S_{dr}$  描述区域的扩展面积。因此本文选用 20 个表面性状三维特征参数进行后续的分析 and 计算。

表 2 高度参数

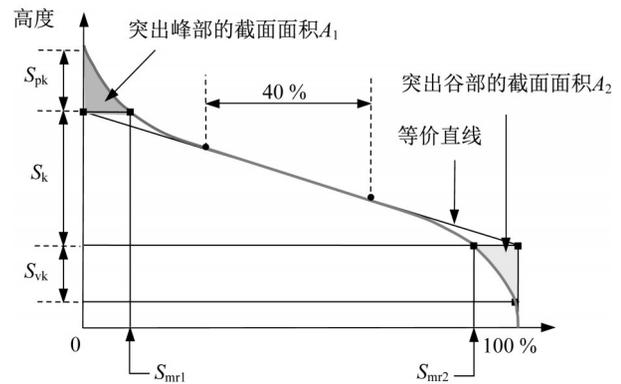
Tab. 2 Height parameters.

高度参数	单位	名称	描述	计算
$S_{sk}$		偏斜度	判断粗糙度形状(凹凸)倾向	$S_{sk} = \frac{1}{Sq^3} \left( \frac{1}{A} \iint_A Z^3(x, y) dx dy \right)$
$S_{ku}$		峭度	判断粗糙度形状尖锐度	$S_{ku} = \frac{1}{Sq^4} \left[ \frac{1}{A} \iint_A Z^4(x, y) dx dy \right]$
$S_p$	mm	最大峰高	定义区域中最高点的高度	$S_p = \max Z(x, y)$
$S_v$	mm	最大谷深	定义区域中最低点的高度绝对值	$S_v =  \min Z(x, y) $

表 3 功能参数

Tab. 3 Functional parameters.

功能参数	单位	名称	描述	计算
$S_k$	mm	中心部的水平差	中心部的最大高度减去最小高度的值	
$S_{pk}$	mm	突出峰部高度	突出峰部的平均高度	
$S_{vk}$	mm	突出谷部高度	突出谷部的平均深度	
$S_{sp}$	mm	极点高度	负载面积率 $p$ 与负载面积率 $q$ 的高度差分	



3.2 基于二维小波分解的多尺度纹理特征

小波变换可以在保留空间信息的同时进行频域分析, 并将信号在不同尺度下的特性分离, 成为了路面纹理解析的重要工具, 已经被用于路面摩擦力、路面磨损的分析中<sup>[24]</sup>。小波变换能对空间频率的局部化分析, 通过伸缩平移运算对信号逐步进行多尺度细化。将信号分解成不同波长的尺度类似于利用不同筛孔来过滤矿料中不同粒径的骨料, 因此本文采用二维小波分解方法提取多尺度的特征, 并探究其与级配分布的关系。

小波变换将原始信号分解成近似信号  $a_i$  和细节信号  $d_i$ , 对近似信号  $a_i$  进一步分解成另一组近似信号  $a_{i+1}$  和细节信号  $d_{i+1}$ , 以此类推。本文采用连续小波变换对两个方向 ( $x, y$ ) 分别进行 9 级的小波分解, 由于数据的采样间隔为 0.1 mm, 故 9 个等级分别为 Level 1 (0.1~

0.2 mm), Level 2 (0.2~0.4 mm), Level 3 (0.4~0.8 mm), ..., 和 Level 9 (>25.6 mm), 其中 Level 9 是剥离出高频信号后的残余信号。将  $x$  和  $y$  两个方向分别进行 9 层的小波分解, 得到  $9 \times 9$  的二维矩阵, 本文采用连续小波分解, 不会发生降维, 每个尺度都跟原始数据的尺寸一致, 记为  $S_{i,j}$ 。传统的二维小波分解主要用于图像压缩和降噪等应用, 没有充分高频部分的数据, 而对于路面纹理分析而言, 高频部分同样重要, 因此本文基于之前的研究基础提出面向纹理分析的二维小波层级定义<sup>[25]</sup>。 $S_{1,1}$  表示在  $x, y$  方向均是尺度为 0.1~0.2 mm, 而  $S_{1,9}$  则表示在  $x$  方向为尺度是 0.1~0.2 mm, 而在  $y$  方向的尺度大于 25.6 mm, 即该部分蕴含了  $x$  方向的最高频部分信息和  $y$  方向的最低频信息。本文给出了二维层级的定义, 二维层级  $L_i$  的计算公式 (1) 如下:

表 4 体积参数  
Tab. 4 Volume parameters.

体积参数	单位	名称	描述	计算
$V_{vv}$	mm	谷部的空隙容积	负载面积率 $\rho$ 的谷部的空隙容积	
$V_{vc}$	mm	中心部的空隙容积	负载面积率 $\rho$ 的实体体积	
$V_{mc}$	mm	峰部的实体体积	负载面积率 $\rho$ 的空隙容积与负载面积率 $q$ 的空隙容积的差分。	
$V_{mp}$	mm	中心部的实体体积	负载面积率 $q$ 的实体体积与负载面积率 $\rho$ 的实体体积的差分	

表 5 复合参数  
Tab. 5 Hybrid parameters.

复合参数	名称	描述	计算
$S_{dr}$	界面扩展比	定义区域的扩展面积(表面积)表示相对于定义域的面积增大了多少	$S_{dr} = \frac{1}{A} \iint_A \left( \sqrt{1 + \left( \frac{\partial z(x,y)}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial z(x,y)}{\partial y} \right)^2} - 1 \right) dx dy$

$$L_i = \sum_{j=1}^i S_{i,j} + \sum_{i=1}^j S_{i,j} \quad (1)$$

式中:  $i$  为  $x$  方向的分解层级;  $j$  为  $y$  方向的分解层级。

每个二维层级 都是不超过其层级尺度的所有包含该层级信号之和。每个二维小波分解等级的如图 3 所示。

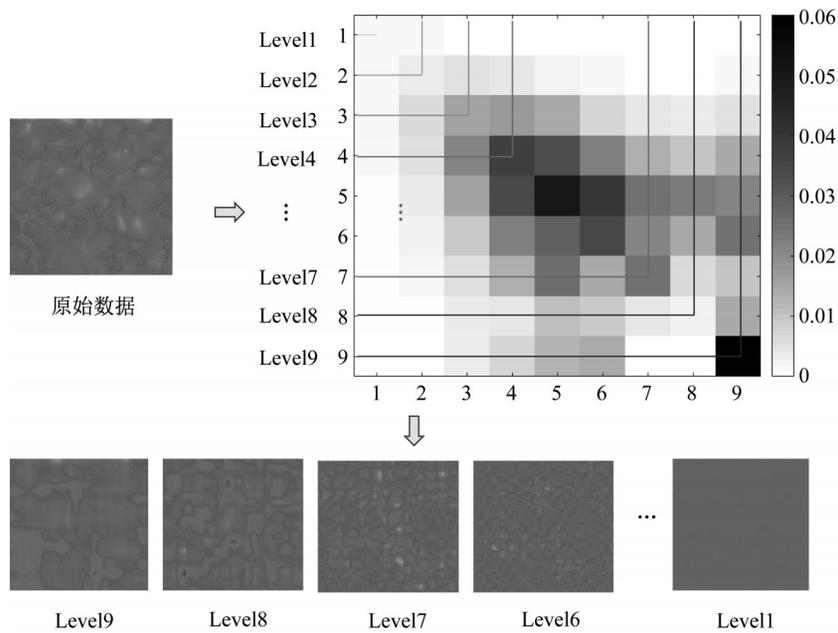


图 3 路面纹理二维小波分解和层级定义

Fig. 3 2D-wavelet decomposition and level definition of pavement texture

为了衡量每个级别的纹理特征,本文引入两个计算指标。能量 $E$ (Energy)是衡量每个部分总体状况,其计算式如下:

$$E = \sum_x \sum_y |Z_{xy}|^2 \quad (2)$$

式中: $x, y$ 分别为三维数据中每个点的 $x$ 轴和 $y$ 轴坐标; $Z_{xy}$ 为点 $(x, y)$ 对应的高度坐标。在能量 $E$ 的基础上,引入了相对能量 $E_{RE,i}$ 的指标,其计算式如下:

$$E_{RE,i} = \frac{E_i}{\sum_{i=1}^9 E_i}, 1 \leq i \leq 9 \quad (3)$$

式中: $i$ 为二维小波的分解等级。为了提取不同纹理空间上的相对关系特征,本文提出了二维熵的指标。熵理论已被广泛地用于分析路面纹理的图像,并已被证明可用于描述纹理的复杂性<sup>[26]</sup>。首先将三维数据灰度化,并选择像素邻域的平均像素灰度值作为分布的空间特征量,并与像素灰度值形成对偶特征,表示为 $(a, b)$ ,概率 $P_{ab}$ 表示为

$$P_{ab} = \frac{f(a, b)}{N^2}, 0 \leq a \leq 255, 0 \leq b \leq 255 \quad (4)$$

式中: $a$ 表示像素灰度值; $b$ 表示邻域的平均像素灰度值; $f(a, b)$ 表示二进制数 $(a, b)$ 出现的频率。 $P_{ab}$ 可以反映像素位置的灰度值和周围像素的灰度分布的综合特征。二维熵 $E_{2D-E}$ 的计算如公式(5)所示:

$$E_{2D-E} = - \sum_a \sum_b P_{ab} \lg P_{ab} \quad (5)$$

与能量 $E$ 相比,二维熵反映了纹理的复杂度和不同点的空间关系。每个层级都可以计算其能量和二维熵,因此,每个样本都可以得到9个层级的能量和二维熵,共18个指标。

### 4 沥青混合料级配分类与预估

本节利用提取的三维特征参数,通过经过相关性分析选择部分特征,比较不同的参数选择在多种分类器下的分类效果,并选取最佳分类效果的方法作为级配预估的方法,本文选用多层感知机进行多元回归实现级配的快速预估,图4描述了沥青混合料级配分类与预估模型构建的流程。

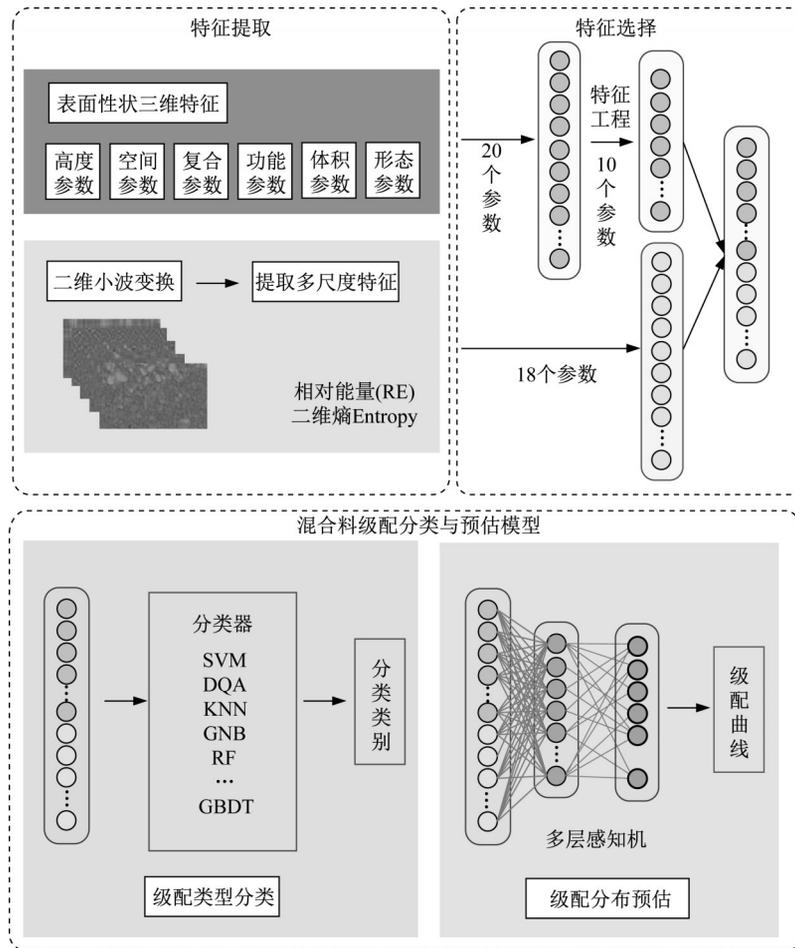


图4 沥青混合料级配分类与预估流程图

Fig. 4 Pipeline of gradation classification and distribution estimation.

#### 4.1 相关性分析与特征选取

第3章提出了20个表面性状参数和18个基于二维小波分解的参数。利用8类级配共800个数据计算得到的参数值进行分析。由于二维小波分解的参数表征的是不同尺度下的三维特征集合,因此无需通过相关性分析选取特征参数。相关系数取值范围为 $[-1, 1]$ ,绝对值大于0.8说明变量之间的线性关系强。本文将相关性大于0.8的指标进行筛选,最终选取 $D_a$ 、 $D_q$ 、 $L_q$ 、 $S_{sk}$ 、 $S_{pk}$ 、 $S_{vk}$ 、 $V_{vv}$ 、 $V_{ve}$ 、 $V_{mp}$ 、 $S_{dr}$  10个表面性状参数进行后面的分析。

#### 4.2 沥青混合料级配类型分类

本文采用8类级配,每一类选取100块样本提取了10个表面性状参数和18个基于二维小波变换的参数,共800组训练样本,其中训练集720组,测试集80组,构建八分类模型。为了对比选取不同参数对分类效果的影响,本文采用了三种不同的参数选择策略进行训练和分类,分别是表面性状参数(10个),二维小波参数(18个)和表面性状+二维小波参数(28个),表6比较了三种参数选择策略在支持向量机(support vector machine, SVM)分类器(核函数为径向基函数(radial

basis function, RBF)),惩罚系数 $C$ 为10,  $\gamma$ 为5)和多层感知机(multi-layered perceptron, MLP)(全连接层32-128-8)分类器中的分类效果。由于选取的参数维数较多,本文考虑采用主成分分析(Principal component analysis, PCA),将多个相互之间可能存在某种关系的变量,正交变换为一组互不相关的变量,表6对比了是否降维(维数为2)的分类效果。

本文采用三类指标衡量分类的准确性,分别是精确率 $P$ (Precision)、召回率 $R$ (Recall)和综合评价指标 $F_1$ ,其计算式如下:

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P} \quad (6)$$

$$R = \frac{T_P}{T_P + F_N} \quad (7)$$

$$F_1 = \frac{2 \cdot P \cdot R}{P + R} \quad (8)$$

式(6)—(8)中: $T_P$ 表示TP(true positive),将正类预测为正类数; $F_P$ 表示FP(False Positive),将负类预测为正类数——误报; $F_N$ 表示FN(False Negative),将正类预测为负类数——漏报。

表6 不同参数选择的分类效果

Tab. 6 Classification results of different parameter choices.

参数选择	参数个数	是否PCA降维	分类器	准确率 $P$	召回率 $R$	综合评价指标 $F_1$
表面性状参数	10	是	支持向量机(SVM)	0.64	0.60	0.60
表面性状+二维小波参数	10+18	是	支持向量机(SVM)	0.68	0.65	0.64
表面性状参数	10	否	支持向量机(SVM)	0.80	0.79	0.79
二维小波参数	18	否	支持向量机(SVM)	0.91	0.90	0.90
表面性状+二维小波参数	10+18	否	支持向量机(SVM)	0.96	0.95	0.95
传统参数	10	是	多层感知机(MLP)	0.60	0.56	0.57
表面性状+二维小波参数	10+18	是	多层感知机(MLP)	0.69	0.62	0.63
表面性状参数	10	否	多层感知机(MLP)	0.82	0.79	0.79
二维小波参数	18	否	多层感知机(MLP)	0.90	0.89	0.89
表面性状+二维小波参数	10+18	否	多层感知机(MLP)	0.96	0.96	0.96

从表6知,在没有降维以及相同的分类器下,只用表面性状参数的分类效果最差,采用二维小波参数效果较好,而表面性状参数和二维小波参数相结合预测效果最佳。结果表明相较于表面性状参数对轮廓的平均,二维小波对多尺度特征的提取更能表征不同粒径组合的级配的表面特性。同时,表面性状参数也提供了对于纹理总体特征信息的概括,两者相互补充,有效地对不同的8种级配进行区分。故后续的分析选用表面性状+二维小波参数。对于主成分分析降维的效果分析,降维后的分类效果明显下降,其原因在于降维丢失较多关键信息,故后续分析不采用主成分分析降维。

图5展示了4种基于多层感知机MLP的分类效果,采用的是混淆矩阵的形式绘制热力图,横坐标表示真实的类别,纵坐标表示预测的类别,正对角线上的数值

表示每一类预测正确的数量而其他位置的数值表示预测错误的数量。由图5可得:采用不降维的表面性状与二维小波参数相结合的方式预测效果最好。

本文采用机器学习领域多种分类器对选用表面性状+二维小波参数的800个样本进行分类效果比较,分类器包括高斯贝叶斯(gaussian naive bayes, GNB)、随机森林(random forest, RF)、K近邻(k-nearest neighbor, KNN)、逻辑回归(logistic regression, LR)、迭代决策树(gradient boosting decision tree, GBDT)、二次判别分析(quadratic discriminant analysis, QDA)、SVM和MLP,其结果如表7所示,分类效果最佳是MLP。由于表面性状参数与级配的关系较为隐蔽,而二维小波参数作为一组具有关联性的不同尺度的特征的数据,普通分

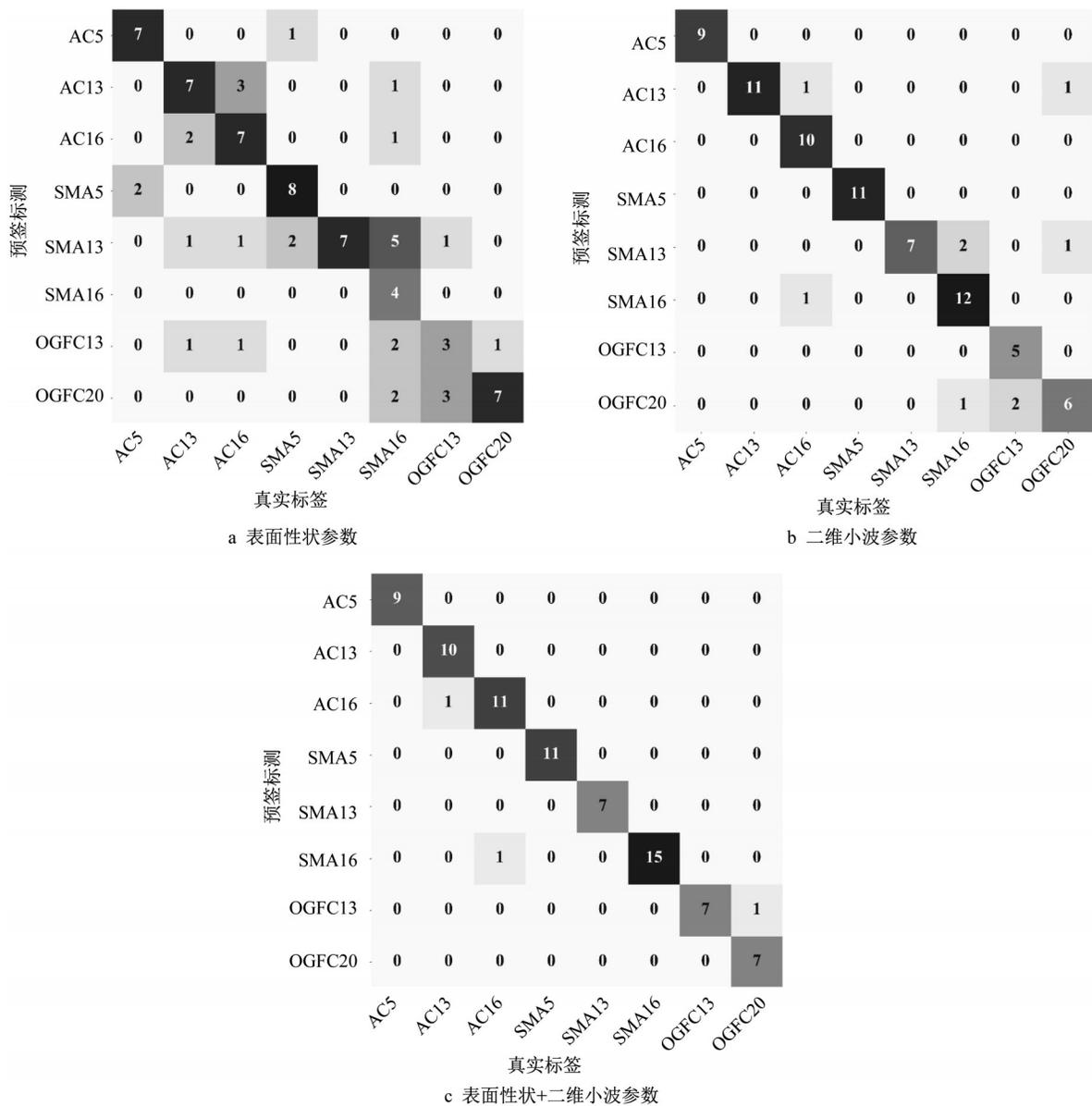


图5 MLP网络预测效果

Fig. 5 Classification results of the MLP.

表7 不同分类器的分类效果

Tab. 7 Classification results of different algorithms.

参数选择	参数个数	PCA降维	分类器	参数	准确率	召回率	综合评价指标F1
表面性状+二维小波参数	10+18	否	高斯贝叶斯(GNB)		0.74	0.7	0.7
表面性状+二维小波参数	10+18	否	随机森林(RF)	准则='entropy', 最小样本叶=10	0.72	0.71	0.71
表面性状+二维小波参数	10+18	否	K近邻(KNN)	近邻数n_neighbors=5	0.83	0.80	0.81
表面性状+二维小波参数	10+18	否	逻辑回归(LR)		0.87	0.86	0.86
表面性状+二维小波参数	10+18	否	迭代决策树(GBDT)	n_estimators=200	0.88	0.86	0.86
表面性状+二维小波参数	10+18	否	二次判别分析(QDA)		0.92	0.91	0.91
表面性状+二维小波参数	10+18	否	支持向量机(SVM)	核函数为RBF,惩罚系数C=10,gamma=5	0.90	0.89	0.89
表面性状+二维小波参数	10+18	否	多层感知机(MLP)	全连接层(32-128-8)	0.91	0.91	0.91

类器难以提取不同参数间的关联,而神经网络能够较好地挖掘不同尺度之间的特征的关联性,从而达到最优的分类效果。

### 4.3 沥青混合料级配分布预估

虽然分类算法能够对不同级配进行较好的区分,然而当出现新的级配类型时,现有的分类模型无法直

接预测,仍然需要采集样本进行训练,缺乏对不同路面级配类型预测的泛化能力。集料级配是多级筛孔控制,对级配曲线的预测,实质上是一个多元回归问题,预测的集料每个筛径的通过率。本文采用分类效果较好的 MLP 进行多元回归,训练样本仍为 800 个,其中 80 个

为测试集,输入为表面性状+二维小波参数,标签为每种级配类型对应的筛径集料的通过率,模型的输出同样是对应筛径的骨料通过率,即预估的级配分布。本文采用  $R^2$  来衡量预估效果,通过指标比对确定最佳的网络结构,拟合程度  $R^2$  达到 0.849。图 6 展示了对每个

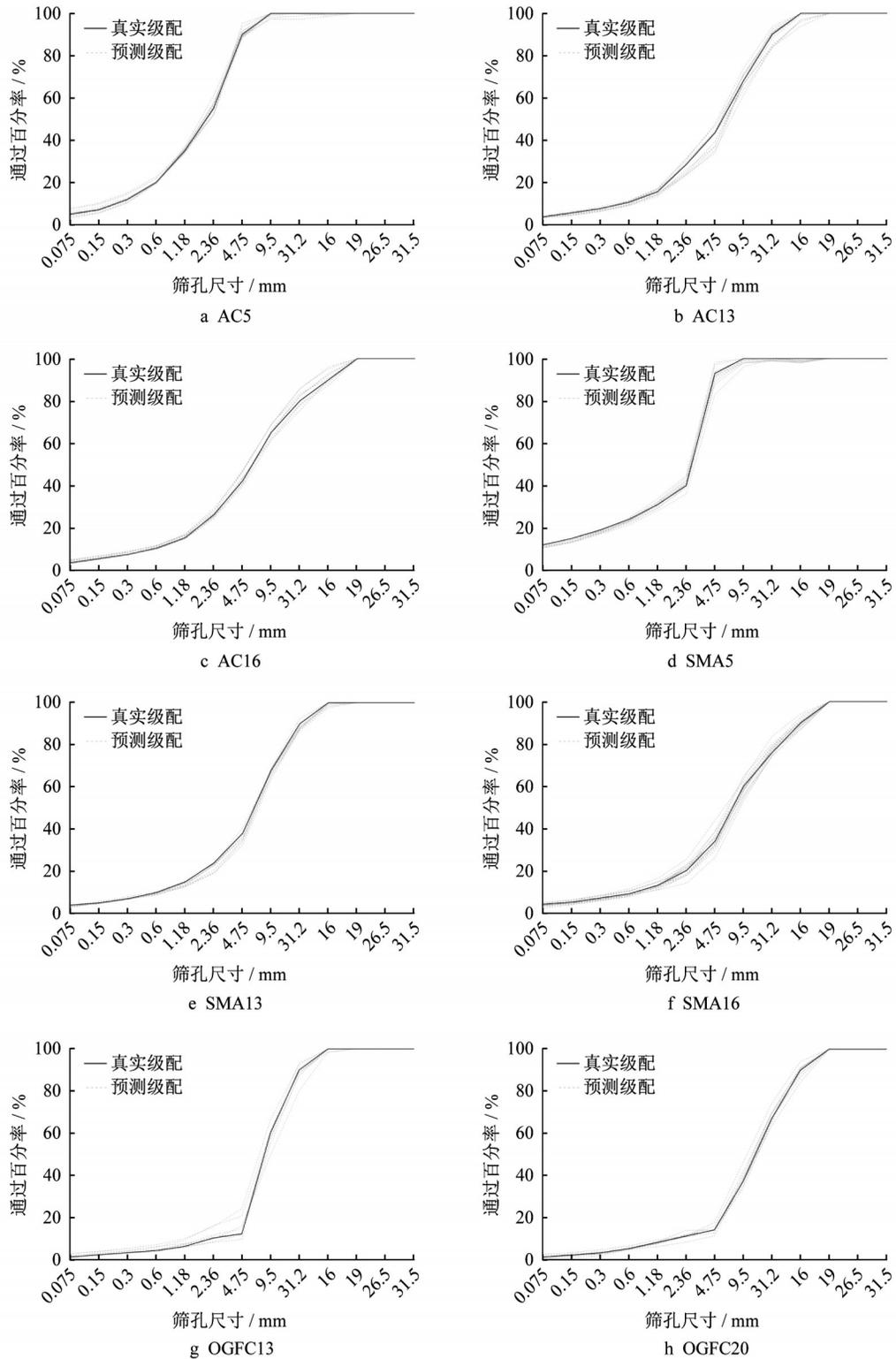


图 6 级配分布预估效果

Fig. 6 Results of gradation curve estimation.

级配类型的预估效果,深色线是真实的级配曲线,浅色线是80个测试样本的预测级配曲线,每种级配有多个预测值。总体而言,预测结果能够跟真实的级配曲线基本对应上,对AC5,SMA5等的预测比较准,而对于大骨料粒径的预测相对较差。

为了进一步探究不同特征对预估结果的影响,本文引入了消融实验,即比较对网络的不同部分输入进行屏蔽后的输出结果,从而分析不同输入对网络的影响程度。表8首先对比了三组不同组别的参数的贡献度,包括表面性状参数,二维小波能量参数

和二维小波二维熵参数,衡量的系数是对80个测试集的预测结果和真实结果的对比的指标:平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方误差(mean squared error, MSE)、可释方差值(explained variance score, EVS)和判定系数 $R^2$ 。结果显示,移除二维小波能量参数后对模型的影响最大,而移除二维小波二维熵参数后对模型的影响极小。

因此,可以看出二维小波能量参数在不同级配的预估方面有较大的贡献度,而二维熵参数影响非常微小。

表8 三组参数的消融实验结果

Tab.8 Ablation experiment results of three groups of parameters

参数输入	平均绝对误差MAE	均方误差MSE	可释方差值EVS	判定系数 $R^2$
表面性状参数	3.31	27.12	0.76	0.74
二维小波能量参数	2.84	18.69	0.84	0.83
二维小波二维熵参数	3.81	34.07	0.70	0.67
表面性状参数+二维小波能量参数	2.35	15.45	0.86	0.85
表面性状参数+二维小波二维熵参数	3.15	22.19	0.77	0.77
二维小波能量参数+二维小波二维熵参数	2.70	15.42	0.85	0.83
全部参数	2.71	16.97	0.86	0.85

为了探究具体不同尺度的二维小波能量参数的影响,对9个分解层级进行消融实验,如表9所示。Energy 8 (12.8~25.6 mm) 和 Energy 4 (0.8~1.6 mm)对结果的影响很大,其他的有较轻微的影响,而对于Energy 9,即残余量以及Energy 2 (0.2~0.4 mm)几乎对预测的结果没有影响。

表9 二维小波能量参数的消融实验结果

Tab.9 Ablation experiment results of 2D-wavelet parameters

参数选择	平均绝对误差MAE	均方误差MSE	可释方差值EVS	判定系数 $R^2$
Energy1	2.69	16.81	0.84	0.84
Energy2	2.21	11.99	0.88	0.87
Energy3	2.76	19.08	0.84	0.83
<b>Energy4</b>	<b>2.94</b>	<b>18.17</b>	<b>0.82</b>	<b>0.79</b>
Energy5	2.80	17.58	0.84	0.82
Energy6	2.50	14.15	0.88	0.87
Energy7	2.63	17.23	0.84	0.83
<b>Energy8</b>	<b>4.28</b>	<b>44.46</b>	<b>0.72</b>	<b>0.65</b>
Energy9	2.41	13.56	0.86	0.86

## 5 结语

本文利用三维激光成像技术获取路面三维点云数据,提出了多维度的三维纹理特征提取方法,并构建了新建路面级配的分类和预测模型。综合全文得出以下具体结论:

(1) 在特征选取方面,选用10个表面性状参数和18个二维小波参数分类效果最佳,表明了二维小波可以反映路面级配的多尺度特征,与表面性状参数相互补充,能较好区分不同级配类型。

(2) 在模型构建方面,对比了不同分类器的分类效果,多层感知机(MLP)分类效果最佳,表明多层感知机可以较好地挖掘不同特征参数之间与级配类型相关的隐形特征。利用多层感知机对混合料级配曲线进行回归预测,预测的 $R^2$ 为0.849,说明该回归模型通过提取的三维纹理特征可以较好地预估级配曲线。

(3) 在影响分析方面,通过消融实验发现,二维小波能量参数对模型的结果影响最大,而表面性状参数次之,二维小波二维熵参数的影响十分微小。

本文主要探讨的是多类型的路面纹理特征指标对不同路面级配的敏感性,其结论也表明经过二维小波分解得到的多尺度特征能较好地表征和区分不同级配的路面,该讨论更加深了对路面三维纹理特征的认识和理解。该方法为道路施工质量监测提供新思路和方法,但若要实现更准确的估计,仍需在多个方面继续完善。

首先,表面纹理特性和沥青含量、摊铺碾压工艺均有关,因此提升模型的鲁棒性,减少多因素影响而

产生的预测误差,是接下来研究的方向之一。其次,本文仅在实验室内进行试件的数据采集,缺乏施工现场的真实数据,尚未在路面施工过程中进行验证。后续将采用移动式装备在施工现场采集数据,验证方法的适用性和可靠性,同时丰富数据集。最后,希望通过进一步的研究,能根据路面纹理特征参数的要求,对道路材料的级配设计提出有价值的建议。

#### 作者贡献声明:

翁梓航:负责论文撰写,数据处理和分析,建模方法和算法的实现。

古丽妮尔·阿卜来提:负责实验样本制备和数据获取,以及数据的预处理与分析。

杜豫川:负责论文总体思路和架构的设计和把控。

吴获非:负责算法代码和论文写作。

刘成龙:负责多个模型比较和数据分析。

曹静:负责论文写作和修改。

#### 参考文献:

- [1] FANG Mingjing, PARK D, SINGURANAYO J L., *et al.* Aggregate gradation theory, design and its impact on asphalt pavement performance: a review [J]. *International Journal of Pavement Engineering*, 2019, 20(12): 1408.
- [2] CONG Lin, SHI Jiachen, WANG Tongjing, *et al.* A method to evaluate the segregation of compacted asphalt pavement by processing the images of paved asphalt mixture [J]. *Construction and Building Materials*, 2019, 224: 622.
- [3] 程永春, 马健生, 颜廷野, 等. 基于数字图像处理技术的沥青混合料级配检测方法 [J]. *科学技术与工程*, 2017, 17(32): 332.  
CHENG Yongchun, MA Jiansheng, YAN Tingye, *et al.* Asphalt mixture gradation detection method based on digital image processing technology [J]. *Science Technology and Engineering*, 2017, 17(32): 332.
- [4] BRUNO L, PARLA G, CELAURO C. Image analysis for detecting aggregate gradation in asphalt mixture from planar images [J]. *Construction and Building Materials*, 2012, 28(1): 21.
- [5] GUO Qinglin, BIAN Yanshan, LI Lili, *et al.* Stereo logical estimation of aggregate gradation using digital image of asphalt mixture [J]. *Construction and Building Materials*, 2015, 94: 458.
- [6] JIANG, Jiwang, ZHANG Zhen, DONG Qiao, *et al.* Characterization and identification of asphalt mixtures based on Convolutional Neural Network methods using X-ray scanning images [J]. *Construction and Building Materials*, 2018, 174: 72.
- [7] CAO Rongji, ZHAO Yulong, GAO Ying, *et al.* Effects of flow rates and layer thicknesses for aggregate conveying process on the prediction accuracy of aggregate gradation by image segmentation based on machine vision [J]. *Construction and Building Materials*, 2019, 222: 566.
- [8] 高颖, 郭庆林, 王可意, 等. 不同形状假设下沥青混凝土级配快速识别效果对比 [J]. *铁道科学与工程学报*, 2018, 15(9): 2252.  
GAO Ying, GUO Qinglin, WANG Keyi, *et al.* Comparative analysis on the fast recognized gradation of asphalt concrete under different shape assumptions [J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2018, 15(9): 2252.
- [9] ZHANG A, WANG K C P, FEI Yue, *et al.* Automated pixel-level pavement crack detection on 3D asphalt surfaces with a recurrent neural network [J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2019, 34(3): 213.
- [10] ZHANG A, WANG K C P, LI Baoxian, *et al.* Automated pixel-level pavement crack detection on 3D asphalt surfaces using a deep-learning network [J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2017, 32(10): 805.
- [11] ZHANG A, WANG K C P, FEI Yue, *et al.* Deep learning-based fully automated pavement crack detection on 3D asphalt surfaces with an improved CrackNet [J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2018, 32(5): 14.
- [12] 周兴林, 蒋难得, 肖旺新, 等. 基于激光视觉的沥青路面构造深度测量方法 [J]. *中国公路学报*, 2014, 27(3): 11.  
ZHOU Xinglin, JIANG Nande, XIAO Wangxin, *et al.* Measurement method for mean texture depth of asphalt pavement based on laser vision [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2014, 27(3): 11.
- [13] WANG Weifeng, YAN Xinpeng, HUANG Helai, *et al.* Design and verification of a laser based device for pavement macrotexture measurement [J]. *Transportation Research Part C-Emerging Technologies*, 2011, 19(4): 682.
- [14] 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.  
HUANG Xiaoming, ZHENG Binshuang. Research status and progress for skid resistance performance of asphalt pavement [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2019, 32(4): 32.
- [15] KANAFI, M M, KUOSMANEN A, PELLINEN T K, *et al.* Macro- and micro-texture evolution of road pavements and correlation with friction [J]. *International Journal of Pavement Engineering*, 2015, 16(2): 168.
- [16] MIAO Yinghao, WU Jiaqi, HOU Yue, *et al.* Study on asphalt pavement surface texture degradation using 3-D image processing techniques and entropy theory [J]. *Entropy*, 2019, 21(2): 22.

- [17] 周兴林, 祝媛媛, 冉茂平, 等. 基于分段变维的沥青路表纹理磨光行为分析 [J]. 中国公路学报, 2019, 32(4): 187.  
ZHOU Xinlin, ZHU Yuanyuan, RAN Maoping, *et al.* Polishing behavior analysis of asphalt pavement surface texture based on piecewise variable dimension fractal [J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(4): 187.
- [18] MATAEI B, NEJAD F M, ZAHEDI M, *et al.* Evaluation of pavement surface drainage using an automated image acquisition and processing system [J]. Automation in Construction, 2018, 86: 240.
- [19] LUO Wenting, LI Lin. Estimation of water film depth for rutting pavement using IMU and 3D laser imaging data [J]. International Journal of Pavement Engineering, 2021, 22(10): 1334.
- [20] ERGUN M, IYINAM S, IYINAM A F. Prediction of road surface friction coefficient using only macro- and microtexture measurements [J]. Journal of Transportation Engineering, 2005, 131(4): 311.
- [21] LI Qiang, YANG Guangwei, WANG K C P, *et al.* Novel macro- and microtexture indicators for pavement friction by using high-resolution three-dimensional surface data [J]. Transportation Research Record, 2017(2641): 164.
- [22] HU Liqun, YUN Di, LIU Zhuangzhuang, *et al.* Effect of three-dimensional macrotexture characteristics on dynamic frictional coefficient of asphalt pavement surface [J]. Construction and Building Materials, 2016, 126: 720.
- [23] KANAFI, M M, TUONONEN A J. Top topography surface roughness power spectrum for pavement friction evaluation [J]. Tribology International, 2017, 107: 240.
- [24] ZELELEW H M, PAPAGIANNAKIS A T, IZEPPI E D D. Pavement macro-texture analysis using wavelets [J]. International Journal of Pavement Engineering, 2013, 14(8): 725.
- [25] DU Yuchuan, WENG Zihang, LI Feng, *et al.* A novel approach for pavement texture characterisation using 2D-wavelet decomposition [J]. International Journal of Pavement Engineering, 2022, 23(6): 1851.
- [26] JERNIGAN M E, DASTOUS F. Entropy-based texture analysis in the spatial-frequency domain [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(2): 237.