

## 基于多尺度图像融合信息的沥青路面三维成像方法

周兴林<sup>1,2\*</sup>, 柳璐<sup>1†</sup>, 蒋睿锲<sup>1</sup>, 袁静<sup>1</sup>, 冉茂平<sup>1</sup><sup>1</sup>武汉科技大学机械自动化学院, 湖北 武汉 430081;<sup>2</sup>机械传动与制造工程湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430081

**摘要** 基于图像处理的沥青路面纹理三维重建技术具有快速、全面、分辨率高等优点, 针对沥青路面颜色集中、特征点不明显导致三维纹理检测精度低的问题, 提出一种基于多尺度图像融合的双目视觉技术。通过加权最小二乘滤波实现图像多尺度分解, 利用跨尺度聚合模型融合多尺度图像信息进行沥青路面三维重建, 提高了双目重建的精度。通过区域纹理参数, 将所提方法与激光扫描仪进行了比较。结果表明, 所提方法的区域纹理参数结果与激光扫描仪的结果比较接近。

**关键词** 成像系统; 图像处理; 路面纹理; 三维成像; 多尺度图像信息

中图分类号 O436 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP223414

### Three-Dimensional Imaging of an Asphalt Pavement Based on Multiscale Image Fusion Information

Zhou Xinglin<sup>1,2\*</sup>, Liu Lu<sup>1†</sup>, Jiang Ruiqie<sup>1</sup>, Yuan Jing<sup>1</sup>, Ran Maoping<sup>1</sup><sup>1</sup>School of Machinery and Automation, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, Hubei, China;<sup>2</sup>Hubei Key Laboratory of Mechanical Transmission and Manufacturing Engineering, Wuhan 430081, Hubei, China

**Abstract** The three-dimensional reconstruction technology of asphalt pavement textures based on image processing has the advantages of being fast, comprehensive, and high-resolution. Therefore, we propose a binocular vision technology based on multiscale image fusion aimed at the low accuracy problem of three-dimensional texture detections caused by the concentrated color of asphalt pavements and the lack of prominent feature points. First, we implemented multiscale decomposition of the image via weighted least squares filtering. Next, we fused the multiscale image information with a cross-scale aggregation model to three-dimensionally reconstruct the asphalt pavement, improving the accuracy of the binocular reconstruction. The proposed method was compared with a laser scanner through regional texture parameters. The results show that the regional texture parameters obtained by the proposed method are close to those obtained by the laser scanner.

**Key words** imaging systems; image processing; pavement texture; three-dimensional imaging; multiscale image information

## 1 引言

路面纹理是影响路面防滑性能的重要因素<sup>[1]</sup>。一般认为宏观纹理在高速和潮湿路面条件下有助于防滑, 而微观纹理在低速和干燥路面条件下有助于防滑<sup>[2]</sup>。因此, 路面纹理测量对于评价路面的抗滑性和行车安全性具有重要意义。

路面纹理测量可分为间接测量和直接测量<sup>[3]</sup>。间接测量利用路面表面的其他特征来间接估计路面纹理, 如铺砂法、流出法<sup>[4]</sup>、英国摆式摩擦仪<sup>[5]</sup>等。间接测量方法原理简单, 但只能进行定点测量, 效率低, 结果的重复性有较高的不确定度。另外, 间接测量方法只能通过参数对部分路面表面的整体纹理进行评价, 无法获得沥青路面宏观纹理和微观纹理的详细数字高程

收稿日期: 2022-12-27; 修回日期: 2023-02-12; 录用日期: 2023-03-06; 网络首发日期: 2023-03-16

基金项目: 国家自然科学基金(51827812, 52172392)、湖北省重点研发计划(2021BAA80)

通信作者: \*zhouxinglin@wust.edu.cn

†共同第一作者

信息。基于以上研究的不足,国内外学者对直接测量方法进行了大量的探索和研究。激光扫描仪根据预先设计的扫描路径对路面表面的纹理进行测量,记录并计算出宏观或微观纹理的相关数据<sup>[6-7]</sup>。激光扫描仪的数据精度已经得到了许多学者的认可,但由于设备昂贵、操作复杂,该技术仍难以推广。图像处理技术以其低廉的价格和较高的分辨率吸引了学者们的注意,被引入路面纹理测量中<sup>[8]</sup>。该方法从图像中生成点云数据,通过图像数字特征匹配重建路面三维纹理模型,与激光扫描仪相比具有效率高的特点。

利用沥青路面纹理评价抗滑性时:一方面,要保证沥青路面纹理的准确性;另一方面,由于路面需要定期检查,因此在确保精度的同时,也希望检查的效率尽可能高。Chen 等<sup>[8]</sup>使用 3 台摄像机从不同角度拍摄路面,相比传统的 6 张照片重建工作,提高了道路纹理测量的效率。双目重建可以进一步提高测量效率、降低成本。Liu 等<sup>[9]</sup>利用激光对路面进行分割,然后对路面纹理进行双目重建,提高了重建精度。沥青路面颜色集中、特征点不突出,导致沥青路面重建精度不高,利用双目视觉进行沥青路面重建后,重建精度仍然需要进一步提高。

基于此,本文提出一种基于多尺度图像信息融合的沥青路面纹理重建方法。采用绝对强度差(AD)、梯度和非参数变换融合计算匹配代价,改善沥青路面颜色集中引起的不匹配问题。采用带边缘保护的引导滤波器进行代价聚合。针对沥青路面特征点不突出的问题,通过加权最小二乘滤波(WLS)进行图像多尺度分解,利用跨尺度聚合模型融合多尺度图像信息进行沥青路面三维重构,提高沥青路面重建精度。

## 2 沥青路面纹理三维重建算法

### 2.1 双目重建基本原理

双目重建基于人眼的双目视差原理,利用两个相同规格的相机采集同一物体的图像,通过三角剖分原理将视差转换为深度信息<sup>[10]</sup>,通过像素坐标系到相机坐标系的转换,计算机可计算出物体在三维空间中的位置信息,最终实现物体的三维重建。视差和物体三维坐标的关系可以描述为

$$\begin{cases} Z_c = \frac{fT}{d} \\ X_c = \frac{(x_1 - x_c)}{f} Z_c, \\ Y_c = \frac{(y_1 - y_c)}{f} Z_c \end{cases} \quad (1)$$

式中: $(X_c, Y_c, Z_c)$ 为物体上某一点 $P$ 在左相机坐标系下的坐标;在左相机对应的图像坐标系中,光学中心投影在图像平面上的点的坐标是 $(x_c, y_c)$ ;  $P$ 点投影在平面上点的坐标是 $(x_1, y_1)$ ,下标 $l$ 表示点的坐标系为左相

机坐标系; $T$ 是两个相机光学中心之间的距离; $f$ 是相机焦距; $d$ 是视差。

双目重建的主要步骤包括相机标定、图像校正、立体匹配和三维重建。相机标定的目的是获取相机的内部参数矩阵、外部参数矩阵和畸变参数,这是后续图像校正的前提。图像校正正是为了消除图像失真,获得一对标准的立体匹配图像。立体匹配的目的是获得视差图。这是双目重建过程中最重要的一步,直接影响双目重建的准确性。通过获取的视差图和式(1)可以恢复物体的三维轮廓。

### 2.2 基于加权最小二乘滤波的多尺度信息融合的立体匹配算法

立体匹配重建算法的工作流程如图 1 所示。其中: $S_0$ 是经过校正、背景去除和剪切后的图像; $S_1$ 是 $S_0$ 经过加权最小二乘滤波后的基础层; $S_2$ 是 $S_1$ 经过加权最小二乘滤波后的基础层; $S_3$ 是 $S_2$ 经过加权最小二乘滤波后的基础层。首先采用加权最小二乘滤波对校正后的双目图像进行图像分解,得到 4 层不同尺度的图像。分别对每个尺度的图像进行代价计算(cost computation)和代价聚合(cost aggregation)。代价计算是基于灰度绝对值差、梯度和非参数变换的融合。引导滤波用于代价聚合。然后建立图像多尺度信息融合模型(cross-scale aggregation)对视差进行计算(disparity computation)得到视差图(disparity map),根据视差与深度的关系重建路面模型的三维模型。

#### 2.2.1 基于加权最小二乘滤波的多尺度图像分解

沥青路面上有很多纹理较弱的区域,即有纹理但由于亮度变化不明显很容易造成误匹配的区域。受文献[11]中“先整体后细节”思想的启发,所提方法通过融合多个尺度图像信息提高立体匹配算法的准确度。首先对获取的双目图像进行多尺度分解,以左相机的图像为例,采用加权最小二乘滤波的多尺度图像分解过程如图 1 所示。对输入图像进行加权最小二乘滤波得到基础层,输入图像和基础层的差为细节层。由于加权最小二乘滤波<sup>[12]</sup>的边缘保持性,其具有在多尺度上提取较好细节信息、减少伪影的能力<sup>[12]</sup>。将基础层作为下一级图像分解的输入,经过多级分解得到多尺度图像信息。加权最小二乘滤波计算原理如式(2)所示,滤波后的基础层图像 $b$ 的表达式为

$$b = \min_b \sum_p \left\{ (b_p - g_p)^2 + \alpha [\omega_{x,p} (\nabla b_{x,p})^2 + \omega_{y,p} (\nabla b_{y,p})^2] \right\}, \quad (2)$$

式中: $g$ 是原图; $p$ 表示某一像素点的坐标, $\nabla b_{x,p}$ 、 $\nabla b_{y,p}$ 分别是 $p$ 点在 $x$ 和 $y$ 方向上的梯度值; $\omega_{x,p}$ 、 $\omega_{y,p}$ 分别表示 $p$ 点在 $x$ 和 $y$ 方向上赋予的权重值; $\alpha$ 为平衡两项的参数。

#### 2.2.2 多尺度信息融合模型

为了衡量双目图像待匹配像素与候选像素之间的

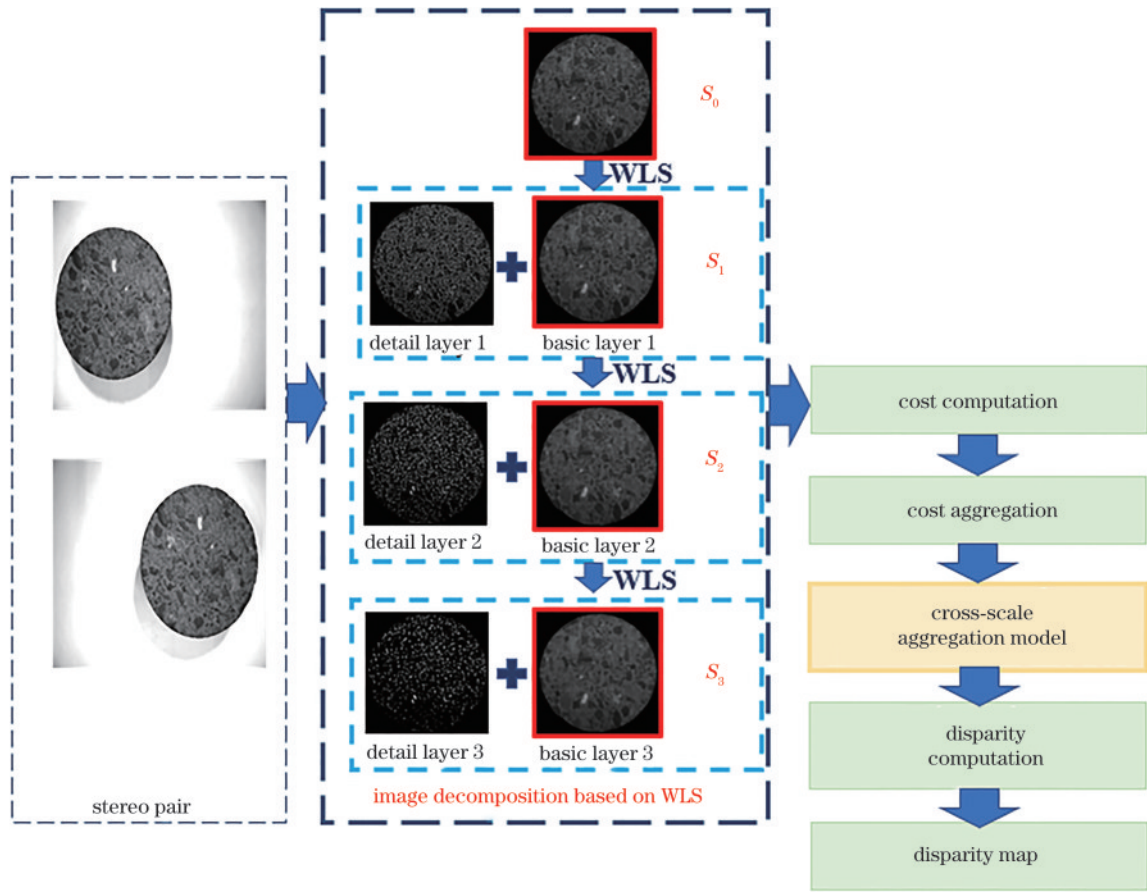


图 1 立体匹配算法流程

Fig. 1 The work flow of the stereo-matching algorithm

相关性,需要构造匹配代价函数计算匹配代价,代价越小则是同名点的概率也越大。基于灰度绝对值差、梯度和非参数变换的融合构造匹配代价函数。匹配代价的计算往往只会考虑局部信息,容易受到噪声的影响,当图像处于弱纹理区域时,这个代价值极有可能无法准确地反映像素之间的相关性。而代价聚合则可以建立邻接像素之间的联系,让代价值能够准确地反映像素之间的相关性<sup>[13]</sup>。所采用的代价聚合方法具体如下:采用加权最小二乘滤波进行图像多尺度分解,对每一个尺度的图像先采用引导滤波进行一次代价聚合,再引用文献[11]、[14]中的代价聚合模型将不同尺度的匹配代价聚合起来。单个尺度下采用引导滤波进行代价聚合的原理如下:

$$\begin{cases} \tilde{C}(i, d) = \frac{1}{N_i} \sum_{j \in \omega_i} K(i, j) C(j, d) \\ K(i, j) = \frac{1}{|\omega|^2} \sum_{k(i, j) \in \omega_k} \left[ 1 + \frac{(I_i - \mu_k)(I_j - \mu_k)}{\sigma_k^2 + \epsilon} \right] \end{cases}, (3)$$

式中: $\tilde{C}(i, d)$ 表示像素*i*在视差为*d*时的聚合代价; $C(j, d)$ 是像素*j*的匹配代价,由基于灰度绝对值差、梯度和非参数变换的融合构造的匹配代价函数计算得到;像素*j*是像素*i*的邻域; $N_i$ 是归一化常数; $K(i, j)$ 为引导滤波核函数; $\omega$ 代表支持窗口 $\omega_k$ 全部像素的数

量; $k$ 是支持窗口的中心像素; $\epsilon$ 是惩罚系数; $I$ 是引导图像; $\mu_k$ 是窗口像素的均值; $\sigma_k^2$ 代表的是引导图像*I*在窗口 $\omega_k$ 内的方差。

融合不同尺度信息后的聚合代价与单个尺度的聚合代价之间的关系为

$$\begin{bmatrix} 1 + \lambda & -\lambda & 0 & 0 \\ -\lambda & 1 + 2\lambda & -\lambda & 0 \\ 0 & -\lambda & 1 + 2\lambda & -\lambda \\ 0 & 0 & -\lambda & 1 + \lambda \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \hat{C}^0(i^0, d^0) \\ \hat{C}^1(i^1, d^1) \\ \hat{C}^2(i^2, d^2) \\ \hat{C}^3(i^3, d^3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{C}^0(i^0, d^0) \\ \tilde{C}^1(i^1, d^1) \\ \tilde{C}^2(i^2, d^2) \\ \tilde{C}^3(i^3, d^3) \end{bmatrix}, (4)$$

式中: $\hat{C}^s(i^s, d^s)$ 是像素*i*(在左图像中)在多尺度信息聚合后位于尺度*s*处视差为*d*时的聚合代价, $s=0, 1, 2, 3$ ; $\tilde{C}^s(i^s, d^s)$ 是通过引导滤波聚合后的聚合代价; $\lambda=0.3$ 。

### 3 实验与分析

#### 3.1 实验系统

图 2 为本实验建立的双目重建系统,该系统主要由双目相机组成。图 2 中,两个相同规格的相机(视视



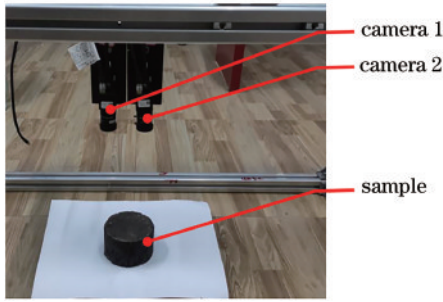


图 2 双目重建系统

Fig. 2 Binocular reconstruction system

MV-EM200M 工业相机, 分辨率 1600×1200) 直接用螺丝固定在支架上, 这两个相机一起构成一个双目相机。本实验用的沥青路面样块如图 3 所示。通过双目重建系统重建沥青路面样本三维纹理的具体过程如下:

- 1) 相机标定。采用棋盘法<sup>[15]</sup>对双目相机进行标定, 得到相机的内部参数、外部参数和畸变参数。
- 2) 图像采集。将沥青路面样块移动, 使目标区域直接在双目相机的视场范围内。然后获取图像, 获取的图像为原始图像, 图 4(a) 为左相机捕获的图像。

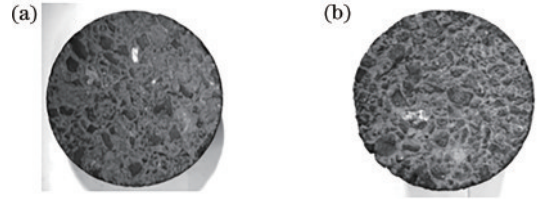


图 3 沥青路面样块。(a) 样块 1; (b) 样块 2

Fig. 3 Asphalt pavement samples. (a) Sample 1; (b) sample 2

3) 图像校正。根据得到的相机参数, 采用 Bouget 算法<sup>[10]</sup>对步骤 2) 得到的图像进行校正, 如图 4(b) 所示。

4) 背景去除。再结合膨胀、填充、腐蚀等形态学操作提取出面积最大的目标, 最后去除背景, 如图 4(c) 所示。

5) 立体匹配。多尺度分解后的图像对通过跨尺度聚合算法计算视差。

6) 三维重建。基于视差矩阵进行三维重建。对于三维点云, 需要进行平面校正和异常值去除。最后, 完成目标区域的三维纹理重构。

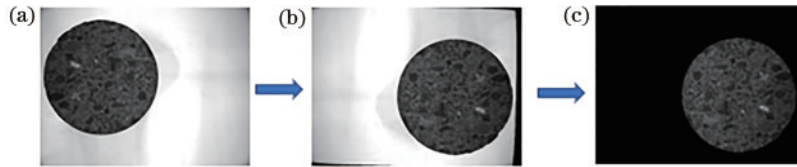


图 4 图像预处理流程。(a) 原始图片; (b) 图像校正; (c) 背景去除

Fig. 4 Image preprocessing process. (a) Original image; (b) image correction; (c) background removal

### 3.2 重建结果与分析

分别采用传统的 SGBM 算法<sup>[16]</sup>和所提算法对沥青路面样本进行三维纹理重建, 重建结果如图 5(a)、(b)、(d)、(e) 所示。使用激光扫描仪对沥青路面试样进行数据采集, 通过拟合平面得到高程数据, 具体如图 5(c)、(f) 所示。在 SGBM 算法下, 样块 1 的路面高

程范围为 -57.18~20.134 mm, 样块 2 的路面高程范围为 -45.68~57.32 mm; 在所提算法下, 样块 1 的路面高程范围为 -2.17~1.52 mm, 样块 2 的路面高程范围为 -4.49~2.11 mm; 激光扫描仪下, 样块 1 的高程范围为 -2.44~1.11 mm, 样块 2 的高程范围为 -4.52~1.62 mm。可以很明显看出, 所提算法结果

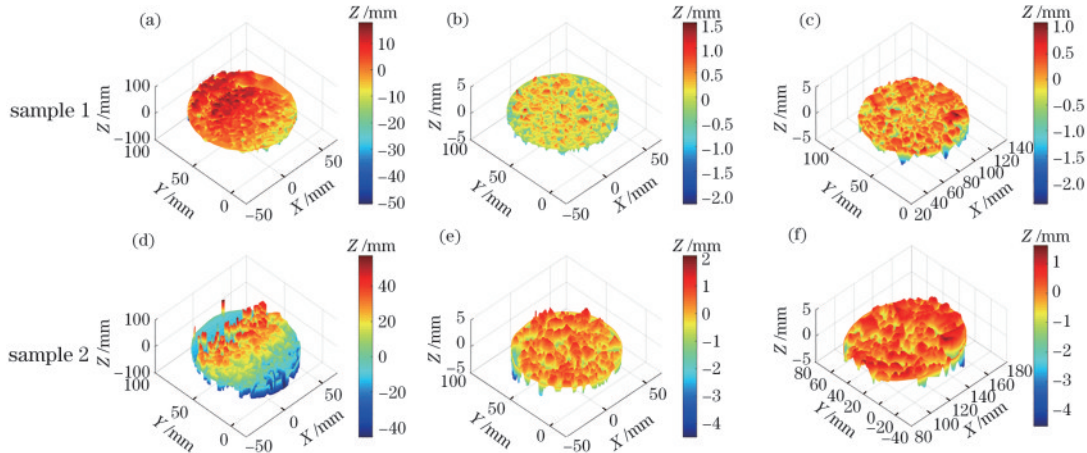


图 5 沥青路面三维重建结果。(a)(d) SGBM 算法; (b)(e) 所提算法; (c)(f) 激光扫描仪

Fig. 5 Results of three-dimensional reconstruction of asphalt pavement. (a)(d) SGBM algorithm; (b)(e) proposed algorithm; (c)(f) laser scanner

的高程范围和激光扫描仪的结果更加接近。传统 SGBM 算法得到的高程范围与激光扫描仪得到的高程范围相差很大。误差较大的原因可能是沥青路面色彩集中、特征点不突出,也可能是短基线造成的误匹配。根据视差和深度距离的关系可知,由 SGBM 算法得到的视差偏小,而视差计算依赖的是图像的灰度值。

为了对比所提重建算法和激光扫描仪之间的差异,在沥青路面样块上任选 4 条轮廓线进行对比,结果如图 6 和 7 所示。其中, stereo 是所提算法, ZGScan 是激光扫描仪。可以看出,通过所提算法和激光扫描仪获得

的轮廓趋势大致相同。以激光扫描仪的数据为基准,每条轮廓上所提算法与激光扫描仪高度数据差的绝对值的平均值如表 1 所示。可以发现:样块 1 中两种方法高度差的平均值差异在 0.18 mm 以内,再次说明所提算法与激光扫描仪的结果相近;样块 2 中两种方法高度差的平均值差异在第一条轮廓线中差异偏大,如图 7(a)所示,轮廓线的趋势基本一致,但存在错位的现象。由轮廓趋势,仍可认为两种方法的结果是相近的。

### 3.3 路面纹理参数评价

选取 3D 区域纹理参数:算术平均高度、均方根高

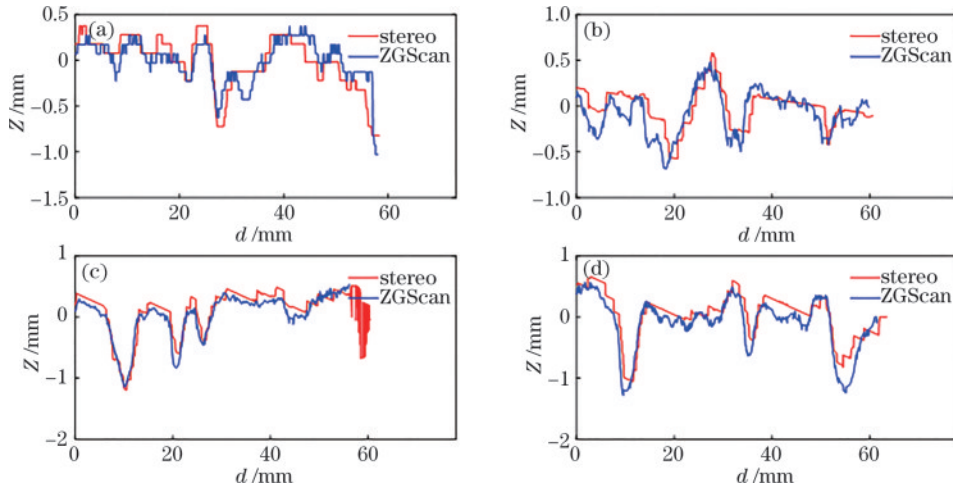


图 6 样块 1 所提算法和激光扫描仪轮廓线对比。(a)轮廓线 1;(b)轮廓线 2;(c)轮廓线 3;(d)轮廓线 4

Fig. 6 Comparison of contour lines between the proposed algorithm and laser scanner of sample 1. (a) Contour line 1; (b) contour line 2; (c) contour line 3; (d) contour line 4

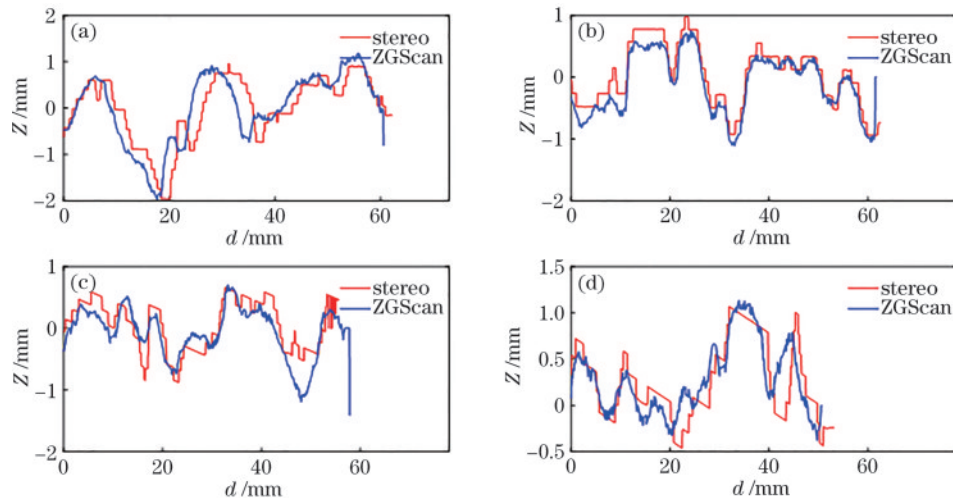


图 7 样块 2 所提算法和激光扫描仪轮廓线对比。(a)轮廓线 1;(b)轮廓线 2;(c)轮廓线 3;(d)轮廓线 4

Fig. 7 Comparison of contour lines between the proposed algorithm and laser scanner of sample 2. (a) Contour line 1; (b) contour line 2; (c) contour line 3; (d) contour line 4

表 1 轮廓线上高度数据对比

Table 1 Comparison of height data on contour lines

mm

Mean of height difference	Contour 1	Contour 2	Contour 3	Contour 4
Sample 1	0.1359	0.1377	0.1320	0.1723
Sample 2	0.3555	0.1698	0.2307	0.2009

度和偏度<sup>[17]</sup>评价沥青路面纹理。纹理参数的计算公式分别为

$$S_a = \frac{1}{A} \iint |z(x, y) - m| dx dy, \quad (5)$$

$$S_q = \frac{1}{A} \iint [z(x, y) - m]^2 dx dy, \quad (6)$$

$$S_{sk} = \frac{1}{S_q^3} \iint [z(x, y) - m]^3 dx dy, \quad (7)$$

式中： $S_a$ 为算术平均高度； $S_q$ 为均方根高度； $S_{sk}$ 为偏度； $A$ 为沥青路面样块表面面积； $z(x, y)$ 是 $(x, y)$ 处路面高度数据； $m$ 是沥青路面所计算面积的平均高度。

区域纹理参数的计算结果如表 2 所示。 $S_a$ 和 $S_q$ 表示路面表面与真实平面的高度偏差。值越大，偏差范围越大。样品 2 比样品 1 有更宽的高度波动范围，如图 3 所示。从表 2 可以看出，样品 2 的 $S_a$ 和 $S_q$ 大于样品 1，符合实际情况。偏度 $S_{sk}$ 描述了表面高度分布的形状。当 $S_{sk}=0$ 时，表面高度分布对称且均匀；当 $S_{sk}>0$ 时，表面有更多的波峰；当 $S_{sk}<0$ 时，表面上有更多的波谷<sup>[17]</sup>。从表 2 可以看出，样块 1 和样块 2 的 $S_{sk}$ 值均小于 0，表明两个样品均有较多波谷。双目立体视觉和激光扫描仪的纹理参数结果接近，且符合样块 1 表面波动较样块 2 平缓的现象。

表 2 沥青路面纹理参数

Table 2 Texture parameters of asphalt pavement

Sample	Method	$S_a$	$S_q$	$S_{sk}$
1	stereo	0.2584	0.3504	-1.2422
	ZGScan	0.2863	0.3852	-1.2916
2	stereo	0.5288	0.6983	-1.3378
	ZGScan	0.5310	0.6964	-1.1741

## 4 结 论

为了提高沥青路面纹理重建的精度，提出一种融合多尺度图像信息的三维重建算法，并将该算法与SGBM算法、激光扫描仪的路面纹理重建精度进行了对比。采用加权最小二乘滤波进行图像多尺度分解，不同尺度的图像具有不同的细节特征，利用多尺度图像信息提高路面重建精度。与SGBM算法相比，由所提算法获得的沥青路面高程范围更接近ZGScan的结果。即所提算法提高了路面纹理重建的精度。与ZGScan的结果相比，所提算法在计算纹理参数时与激光扫描仪的结果相对接近。

## 参 考 文 献

[1] Dong S H, Han S, Wu C, et al. Asphalt pavement macrotexture reconstruction from monocular images based on a deep convolutional neural network[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2022, 37(13): 1754-1768.  
 [2] Pranjić I, Deluka-Tibljaš A, Cuculić M, et al. The influence of pavement surface macrotexture on pavement

skid resistance[J]. Transportation Research Procedia, 2020, 45: 747-754.  
 [3] Puzzo L, Loprencipe G, Tozzo C, et al. Three-dimensional survey method of pavement texture using photographic equipment[J]. Measurement, 2017, 111: 146-157.  
 [4] Guide for pavement friction[R]. Washington: The National Academies Press, 2009: 36.  
 [5] Chu L, Guo W, Fwa T F. Theoretical and practical engineering significance of the British pendulum test[J]. International Journal of Pavement Engineering, 2022, 23(1): 1-8.  
 [6] Zhang X N, Liu T, Liu C L, et al. Research on the skid resistance of asphalt pavement based on three-dimensional laser-scanning technology and pressure-sensitive film[J]. Construction and Building Materials, 2014, 69: 49-59.  
 [7] Liu C L, Xu N, Weng Z H, et al. Effective pavement skid resistance measurement using multi-scale textures and deep fusion network[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2022: 1-18.  
 [8] Chen J Y, Huang X M, Zheng B S, et al. Real-time identification system of asphalt pavement texture based on the close-range photogrammetry[J]. Construction and Building Materials, 2019, 226: 910-919.  
 [9] Liu Y, Wang Y, Cai X Y, et al. The detection effect of pavement 3D texture morphology using an improved binocular reconstruction algorithm with laser line constraint[J]. Measurement, 2020, 157: 107638.  
 [10] Kaehler A, Bradski G. Learning OpenCV 3: computer vision in C++ with the OpenCV library[M]. Boston: O'Reilly Media, 2016: 637-767.  
 [11] Zhang K, Fang Y Q, Min D B, et al. Cross-scale cost aggregation for stereo matching[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE Press, 2014: 1590-1597.  
 [12] Farbman Z, Fattal R, Lischinski D, et al. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 1-10.  
 [13] Huang C H, Yang J F. Improved quadruple sparse census transform and adaptive multi-shape aggregation algorithms for precise stereo matching[J]. IET Computer Vision, 2022, 16(2): 159-179.  
 [14] Liu L, Zhu P, Guan J X, et al. A binocular reconstruction method fused with Laplacian image information for pavement texture evaluation[J]. Measurement, 2021, 185: 110039.  
 [15] Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.  
 [16] 何力. 基于数字图像技术的沥青混凝土构造深度检测研究[J]. 北方交通, 2018(6): 78-81.  
 He L. Research on asphalt concrete structure depth measurements based on digital image technology[J]. Northern Communications, 2018(6): 78-81.  
 [17] Leach R. Characterization of Areal Surface Texture[M]. Heidelberg: Springer, 2013.