

基于双目视觉算法的路面三维纹理信息获取

江荣^{1,2,3}, 朱攀^{1,2,3*}, 周兴林^{1,2,3}, 柳璐^{1,2,3}¹武汉科技大学机械自动化学院, 湖北 武汉 430081;²武汉科技大学冶金设备及其控制省部共建教育部重点实验室, 湖北 武汉 430081;³武汉科技大学机械传动与制造工程湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430081

摘要 沥青路面三维纹理信息是表征路面抗滑等性能的重要信息。针对沥青路面弱纹理无纹理区域匹配错误率高对信息获取造成较大干扰的问题,提出了一种基于双目视觉立体匹配算法的路面三维纹理信息获取方法。首先搭建双目视觉测量平台,运用张正友棋盘格标定法获取双目相机的内外参数;然后针对双目相机采集的数字图像,使用引入跨尺度代价聚合模型的立体匹配算法得到较优的视差图;最后逆向重构得到路面纹理三维模型,进而获取路面纹理信息。实验结果表明:所提方法可以重构得到较为精确的路面三维模型,相对误差在 5% 内,对于路面纹理信息的获取具有较高的准确性和较好的鲁棒性。

关键词 双目视觉; 立体匹配; 三维重构; 路面纹理; 图像处理

中图分类号 TP399 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1415026

Three-Dimensional Pavement Texture Information Acquisition Based on Binocular Vision Algorithm

Jiang Rong^{1,2,3}, Zhu Pan^{1,2,3*}, Zhou Xinglin^{1,2,3}, Liu Lu^{1,2,3}¹School of Machinery and Automation, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, Hubei, China;²Key Laboratory of Metallurgical Equipment and Control Technology, Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, Hubei, China;³Hubei Key Laboratory of Mechanical Transmission and Manufacturing Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, Hubei, China

Abstract The three-dimensional (3D) texture information of asphalt pavement is important information for characterizing its skid resistance. To mitigate the problem of interference to information acquisition due to the high matching error rate in the weak-textured and non-textured areas of the asphalt pavement, this paper proposes a pavement 3D texture information acquisition method using a binocular vision stereo matching algorithm. First, the binocular vision measurement platform is built, and the internal and external parameters of the binocular camera are obtained using Zhang Zhengyou's checkerboard calibration method. Second, for the digital images collected by the binocular camera, the stereo matching algorithm that introduces the cross-scale cost aggregation model is used to get a better parallax map. Finally, we obtain the 3D model of the pavement texture using reverse reconstruction, and then the pavement texture information is obtained. The experimental results show that the proposed method reconstructs a more accurate 3D model of the road surface with the relative error within 5% and has a high accuracy and a good robustness for obtaining road texture information.

Key words binocular vision; stereo matching; 3D reconstruction; pavement texture; image processing

1 引言

目前,公路上各类车辆越来越多,事故频发,行车安全问题日益突出。交通事故的主要原因之一就是路

面抗滑性能,其中路面纹理的构造深度即纹理深度是表征路面抗滑性能的重要指标之一^[1-4]。现有行业技术标准通过测量路面纹理的构造深度来评定路面纹理的抗滑性能,主要有铺砂法和激光测距法。铺砂法^[5]

收稿日期: 2021-07-30; 修回日期: 2021-09-11; 录用日期: 2021-10-13

基金项目: 国家自然科学基金(51778509, 51827812, 61901310, 52172392)

通信作者: zhuyangpp@163.com

简单直观,但是只能定点测量且受人为影响因素大。激光测量法^[6-7]精度高,但设备十分昂贵且自动化程度低。随着计算机技术的快速发展,以机器视觉和数字图像处理为基础的检测技术应运而生^[8-10]。

双目视觉为机器视觉的重要组成部分,基于双目视觉立体匹配原理的测量算法被广泛应用于很多领域^[11-13]。熊维等^[14]提出一种基于区域分割和视差修正的双目立体匹配方法,该方法解决了物体深度变化大或表面形状复杂时出现的误匹配问题,在双目视觉相位测量轮廓系统中能够重建得到正确光滑的三维模型。雷经发等^[15]针对液压元件表面弱纹理对测量造成干扰的问题,基于双目视觉向目标场景投射随机斑点增强纹理,设置红外双目成像和彩色图像成像的三目同步方式,得到清晰的点云图,测量方法识别率高,鲁棒性好。龚伟等^[16]针对弱纹理区域、视差不连续区域等不适定区域匹配精度差的问题,提出了一种基于多维特征融合的立体匹配算法,该算法结合双目图像的局部特征和全局特征,提高了整体匹配精度。郭倩等^[17]针对局部立体匹配在缺乏纹理区域、遮挡区域和深度不连续区域匹配精度低的不足,将多特征表示和超像素优化结合,在代价计算部分加入边缘特征,增加边缘区域的辨识度,在代价聚合和视差精化部分使用超像素分割,提高了立体匹配的精度。以上算法均是在同一尺度上提高弱纹理区域和无纹理区域的匹配精度,但对于沥青路面这种颜色单一、纹理重复、弱纹理区域较多的对象并不适用。

基于上述问题,本文提出了基于双目视觉立体匹配算法的路面三维纹理信息获取方法。首先搭建双目视觉测量平台,通过张正友标定法对双目相机进行标定,获得参数后进行校正来获取正确的沥青试样图像;在立体匹配阶段引入代价聚合模型^[18],对预处理后的图像进行高斯模糊和下采样,构建图像差分(DOG)金字塔,在不同尺度上由粗到细对图像进行匹配,以降低弱纹理和无纹理区域的误匹配率,得到较优的视差图;最后利用 OpenCV 获得其在相机坐标系下的三维坐

标,采用 MATLAB 进行三维重构得到沥青路面三维纹理,进而获取路面纹理信息。

2 双目视觉算法原理

2.1 立体匹配

根据人眼视觉系统由粗到细在不同尺度上处理所接收到的视觉信号,在立体匹配算法代价聚合阶段引入多尺度聚合模型,用盒子滤波进行聚合,具体流程如下:

1) 采用高斯核对预处理后的图像进行平滑及下采样,得到不同分辨率的左右图像,利用图像构建起 DOG 金字塔,随着图像分辨率的降低,金字塔图像上的最大视差也相应减小;

2) 结合颜色信息和梯度信息,计算 DOG 金字塔上各层图像的匹配代价;

3) 在 DOG 金字塔各分解层分别进行代价聚合,得到不同尺度下的代价聚合值,构建尺度代价聚合模型,求解正则化的多尺度代价聚合模型,融合各个尺度分辨率下的匹配代价聚合值到原始图像层;

4) 利用赢者通吃算法(WTA)计算最终的匹配代价值^[19],得到稠密视差图。

2.1.1 图像金字塔

进行高斯金字塔运算时,对图像进行高斯滤波平滑和下采样的过程中会丢失很多高频信号,而 DOG 金字塔可以保存这些高频信号。

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right), \quad (1)$$

式中: G 为高斯函数; x, y 为横、纵坐标; σ 为 x 的方差。

利用式(1)高斯卷积函数对图像进行高斯平滑,然后进行下采样构建高斯金字塔,再由高斯金字塔逐层逐层生成差分图像,得到 DOG 图像金字塔,分辨率最高的图像位于金字塔底部,以金字塔形状排列。图 1 为搭建的图像金字塔模型,最底层的分辨率最高,随着层数增高分辨率依次降低,高斯金字塔生成 DOG 金字塔的过程由每一层的图片进行高斯模糊之后求差得到。

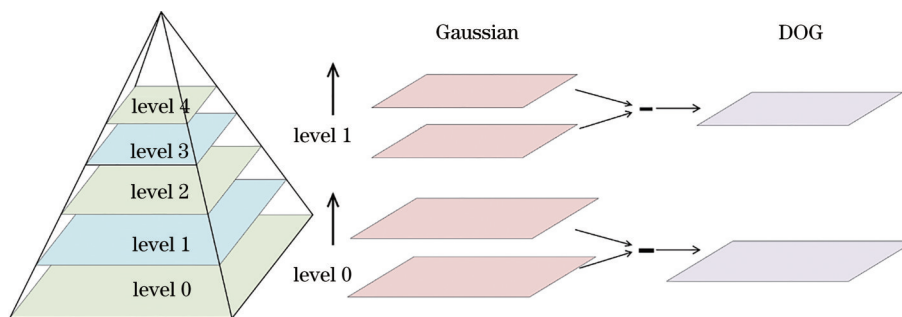


图 1 图像金字塔模型及 DOG 金字塔生成过程

Fig. 1 Image pyramid model and DOG pyramid generation process

2.1.2 匹配代价计算

匹配代价计算的目的是衡量左右图像相应像素之

间的相似度。经典的代价计算方法有 AD、SAD、Census 变换和互信息法等,同时多种方法的融合也很

常用。匹配代价计算函数 $f: R^{W \times H \times 3} \times R^{W \times H \times 3} \rightarrow R^{W \times H \times D}$, 其中 W 和 H 为输入图像的宽度和高度, 3 表示颜色通道, D 为视差级别数。因此, 对于一个立体图像, $d, r \in R^{W \times H \times 3}$, 应用代价计算 $C = f(d, r)$, 可以得到代价体 $C \in R^{W \times H \times 3}$, 表示每个像素在所有可能的视差级别上的匹配代价。非参数代价计算如 Census 代价计算等在纹理重复的结构中匹配效果较差, 在图像部分区域无法计算出视差。为了增强算法的稳健性, 提高在重复纹理区域的匹配精度, 所提算法选择基于图像的颜色信息和梯度信息计算代价:

$$C(i, d) = (1 - \alpha) \cdot \min(\|I(i) - I(i_d)\|, \tau_1) + \alpha \cdot \min(\|\nabla_x I(i) - \nabla_x I(i_d)\|, \tau_2), \quad (2)$$

式中: $I(i)$ 为像素 i 的颜色向量, 用来表示参考图颜色强度; ∇_x 表示 x 方向的灰度梯度; i_d 是视差为 d 的像素 i 的对应像素, 即 $i_d = (x_i - d, y_i)$; α 为平衡因子, 用来调节颜色强度和梯度; τ_1, τ_2 分别为颜色和梯度的截断值, 可以降低异常值的影响。

2.1.3 多尺度代价聚合

传统的匹配代价聚合主要考虑拍摄的原始图像, 即在最精细的尺度上进行研究。所提代价聚合步骤结合多尺度思想引入跨尺度模型, 构建 DOG 金字塔, 在多个尺度上进行研究, 可以充分利用粗尺度图片信息, 提高弱纹理和无纹理区域的匹配精度。

使用盒子滤波进行代价聚合, 盒子滤波用一个内核和图像进行卷积, 在给定的滑动窗口大小下对每个窗口的像素值进行快速相加求和。盒子滤波计算速度快, 将其和跨尺度聚合模型结合可以快速且精确地得到稠密视差图。

Milanfar^[20]对图像滤波器的研究指出, 代价聚合阶

段的去除噪声过程可以看作加权最小二乘 (WLS) 优化问题, 即

$$\tilde{C}(i, d) = \arg \min_z \frac{1}{Z_i} \sum_{j \in N_i} K(i, j) \|z - C(j, d)\|^2, \quad (3)$$

式中: N_i 为整幅图像内的其他像素点; $K(i, j)$ 是相似性核, 用来度量像素 i 和 j 之间的相似性; 归一化常数 $Z_i = \sum_{j \in N_i} K(i, j)$; 变量 z 为匹配代价去除噪声过程的输出值。当 $z = \tilde{C}(i, d)$ 时则为 WLS 的最优解, 为

$$\tilde{C}(i, d) = \frac{1}{Z_i} \sum_{j \in N_i} K(i, j) C(j, d). \quad (4)$$

直接使用式 (4) 处理多尺度代价相当于分别对每个尺度进行代价聚合。利用上标 $s \in \{0, 1, \dots, S\}$ 表示不同的尺度, 则 C^s 为不同尺度下的代价值, 故式 (4) 可表示为

$$\tilde{v} = \arg \min_{\{z^s\}_{s=0}^S} \sum_{s=0}^S \frac{1}{Z_{i^s}^s} \sum_{j \in N_{i^s}} K(i^s, j^s) \|z^s - C^s(j^s, d^s)\|^2, \quad (5)$$

式中: 归一化常数 $Z_{i^s}^s = \sum_{j \in N_{i^s}} K(i^s, j^s)$; N_{i^s} 是尺度上相邻像素的集合。

在式 (5) 中添加一个广义正则化器, 加强相邻尺度间代价值的一致性, 即尺度间的一致性, 则得到的优化目标为

$$\tilde{v} = \arg \min_{\{z^s\}_{s=0}^S} \sum_{s=0}^S \frac{1}{Z_{i^s}^s} \sum_{j \in N_{i^s}} K(i^s, j^s) \|z^s - C^s(j^s, d^s)\|^2 + \lambda \sum_{s=1}^S \|z^s - z^{s-1}\|^2, \quad (6)$$

式中: λ 为控制正则化强度的常数。

上述问题为凸问题, 可以寻找上述优化目标的驻点进行求解。令式 (6) 中的优化目标为 $F(\{z^s\}_{s=0}^S)$, 对于 $s \in \{0, 1, \dots, S-1\}$, F 对 z^s 的偏导数为

$$\frac{\partial F}{\partial z^s} = \frac{2}{Z_{i^s}^s} \sum_{j \in N_{i^s}} K(i^s, j^s) [z^s - C^s(j^s, d^s)] + 2\lambda(z^s - z^{s-1}) - 2\lambda(z^{s+1} - z^s) = 2[-\lambda z^{s-1} + (1 + 2\lambda)z^s - \lambda z^{s+1} - \tilde{C}^s(j^s, d^s)]. \quad (7)$$

令 $\frac{\partial F}{\partial z^s} = \mathbf{0}$, 则可得到

$$-\lambda z^{s-1} + (1 + 2\lambda)z^s - \lambda z^{s+1} = \tilde{C}^s(j^s, d^s). \quad (8)$$

对于 $s=0$ 和 $s=1$ 的情况, 易得出上述类似方程, 因此共有 $s+1$ 个线性方程, 故对于式 (5) 和式 (6), 可得出

$$\mathbf{B}\hat{\mathbf{v}} = \tilde{\mathbf{v}}. \quad (9)$$

由式 (8) 推得矩阵 \mathbf{B} 为一个 $(S+1) \times (S+1)$ 的三对角常数矩阵, 因此有

$$\hat{\mathbf{v}} = \mathbf{B}^{-1}\tilde{\mathbf{v}}. \quad (10)$$

由式 (10) 可获得最终融合了图像金字塔上不同尺度的代价聚合值, 由于引入了尺度间的正则化, 则粗尺度得出的匹配代价会对最精细尺度即图像金字塔

level 0 上的匹配代价进行修正, 得出最细尺度上的匹配代价 $\hat{C}^0(i^0, d^0)$:

$$\hat{C}^0(i^0, d^0) = \sum_{s=0}^S \mathbf{B}^{-1} \tilde{C}^s(i^s, d^s). \quad (11)$$

在最精细尺度上的匹配代价采用 WTA, 即可得出视差图。WTA 选择每个像素最小聚合代价值所对应的视差值作为当前像素的视差值。

2.2 逆向重建

利用视差图和透视变换矩阵 \mathbf{Q} , 得到与视差图大小相同的映射图的表达式为

$$[X Y Z W]^T = \mathbf{Q} * [x y z w]^T, \quad (12)$$

图中每个像素具有三个通道, 分别存储了该像素位置

在相机坐标系下的三维点坐标 x, y, z , 即是每个像素在相机坐标系下的三维坐标 $(X/W, Y/W, Z/W)$ 。其中, 透视变换矩阵 Q 为

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -C_x \\ 0 & 1 & 0 & -C_y \\ 0 & 0 & 0 & f \\ 0 & 0 & \frac{-1}{T_x} & \frac{c_x - c'_x}{T_x} \end{bmatrix}, \quad (13)$$

$$Q \begin{bmatrix} x \\ y \\ d \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x - c_x \\ y - c_y \\ f \\ \frac{-d + c_x - c'_x}{T_x} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ W \end{bmatrix}, \quad (14)$$

式中: c_x 和 c_y 是左相机像素点在图像中的坐标; c'_x 是右相机像素点在图像中的坐标; f 为相机的焦距; T_x 为两台相机光心的距离。

3 实验与分析

3.1 实验台搭建

选取沥青路面试样块进行实验, 双目视觉测量实验台由不锈钢架、两个 CCD 相机和直流电源构成, 如图 2 所示。

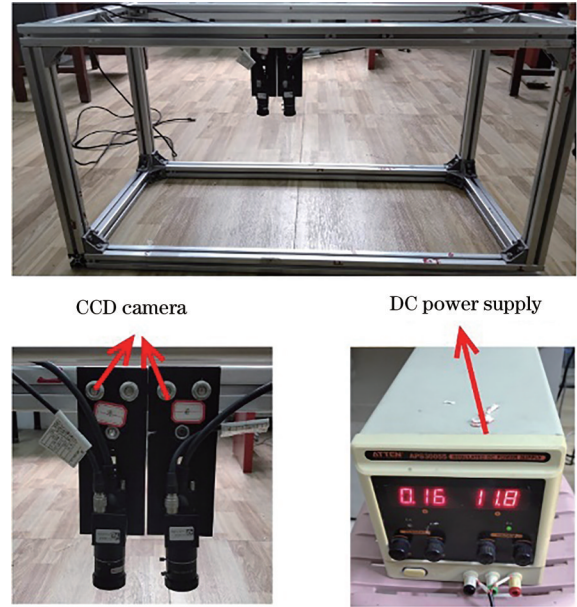


图 2 双目视觉测量实验平台

Fig. 2 Binocular vision measurement experimental platform

本实验所用相机的参数如表 1 所示。

实验台搭建完成之后按照图 3 流程进行操作, 对相机进行标定, 确定相机得到清晰图像时的参数, 再利用相机驱动获取图像, 然后对图像进行系列操作如预

表 1 双目视觉测量平台详细设备参数

Table 1 Detailed equipment parameters of the binocular vision measurement platform

Equipment	Parameter	Content
Camera	Camera model	MV-VDM200SM/SC
	Imaging resolution / (pixel × pixel)	1600 × 1200
	Pixel size / (μm × μm)	4.4 × 4.4
	Sensor type	CCD
	Frame rate / (frames · s ⁻¹)	20
	Exposure method	Frame exposure
	Power / W	1.25

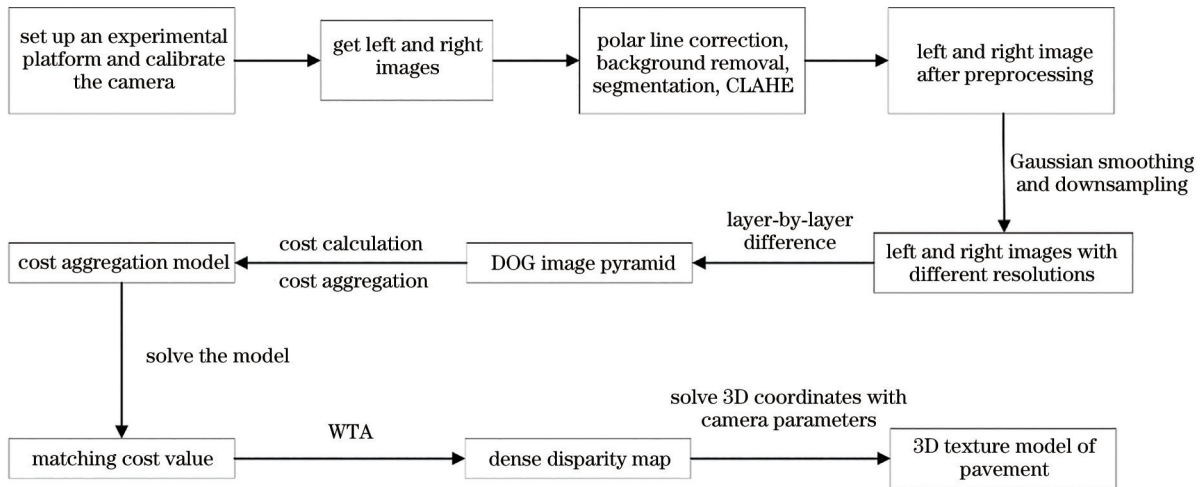


图 3 双目视觉测量系统工作流程图

Fig. 3 Working flow chart of binocular vision measurement system

处理、立体匹配等,得到视差图,最后利用视差图和相机参数重建路面三维模型。

3.2 相机标定

为了建立物体从三维世界到成像平面上各坐标点

的对应关系^[21],利用张正友提出的棋盘格标定法对两个工业相机进行标定,利用手机屏幕显示 7×10 的棋盘格,从不同的方向和角度拍摄 16 组左右图像,如图 4 所示。

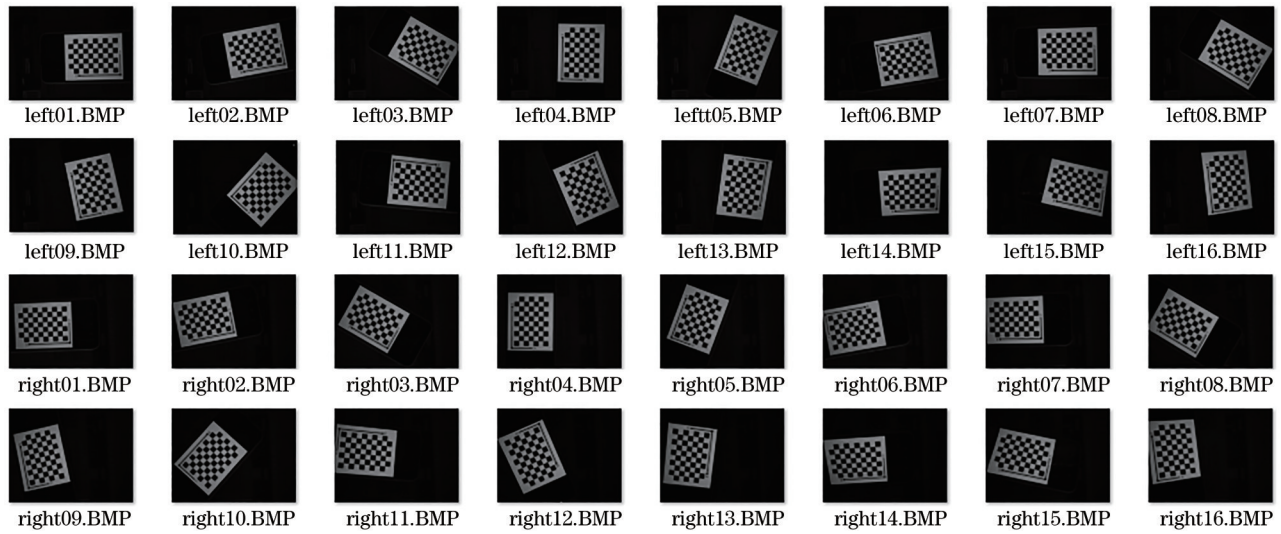


图 4 棋盘格标定图像

Fig. 4 Checkerboard calibration images

根据相机标定得出的相机内外参数建立相机成像几何模型,将世界坐标系中的三维图像映射到二维平面上,利用得出的参数对图像进行极线校正,由相机参数和视差图计算得出沥青路面的三维点云数据。

3.3 图像预处理

基于双目相机直接获取的图片背景杂乱,而且由于光照条件的影响,拍摄图像易亮暗不均,因此需要对图像进行预处理,如图 5 所示。利用张正友标定法对相机进行标定得到相机内外参数,利用相机参数对图

片进行极线校正,使得沥青试样在两幅图像中的大小一样且像点在左右图像上的高度一致。对校正后的图片去除背景并分割,减少背景对匹配的影响,降低立体匹配时的误匹配率。为了获得更强的边缘信息,分别对左右图像进行限制对比度自适应直方图均衡(CLAHE)处理。通过设定一个最大值,CLAHE将超过设定的最大值高度的直方图平均地分布到低端的直方图,这样能够降低累积分布函数的斜度,在一定程度上限制对比度,从而有效获取更强的边缘信息。

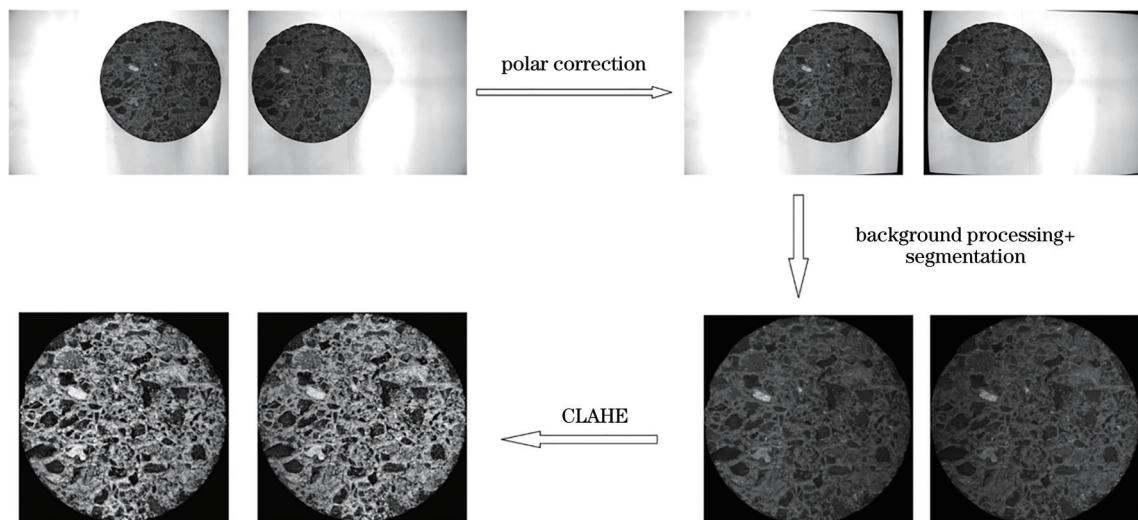


图 5 沥青试样图像预处理

Fig. 5 Image preprocessing of asphalt sample

3.4 结果与分析

为了验证所提算法的有效性,通过双目视觉实验

台[如图 6(b)所示]获取试样[如图 6(a)所示]图像,然后在 Windows10×64 系统中利用 Visual Studio2017 编

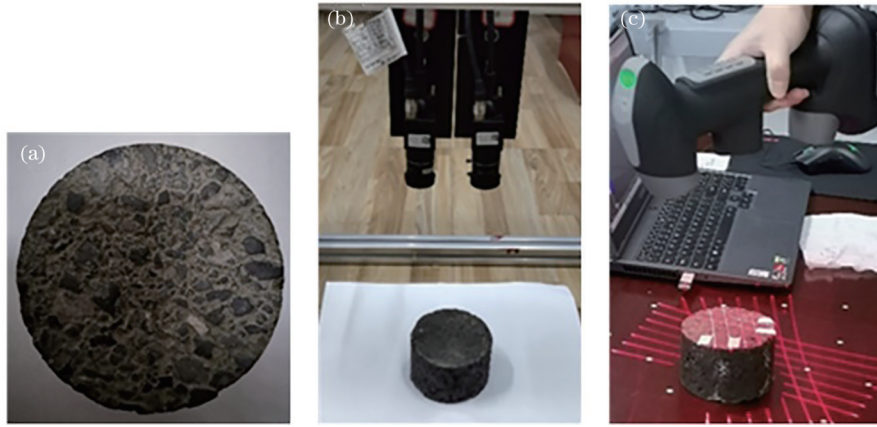


图 6 试样与实验现场。(a)试样图;(b)双目测量;(c)激光测量

Fig. 6 Sample and experimental site. (a) Sample diagram; (b) binocular measurement; (c) laser measurement

译平台和 OpenCV3.4.10 图像处理库混合编程实现立体匹配算法,最后使用 MATLAB 获取沥青路面纹理的三维模型。为了验证所提算法的实际效果,采用激光测量法进行对比,激光测量法采用武汉中观 ZGScan 717 PLUS 工业级手持 3D 激光扫描仪[如图 6(c)所示]直接获取路面三维模型,该激光扫描精度为 0.02 mm,分辨率为 0.05 mm。

为了得到精确的视差图,在代价计算步骤中结合颜色和梯度信息进行计算,所提方法对重复纹理和低纹理区域较多的路面纹理图像处理的效果比其他方法

效果较好,如颜色信息和 Census 结合的代价计算方法。与图 7(a)、(b)其他代价计算方法进行对比,可以直观地看出图 7(c)所提代价计算方法颜色和梯度信息结合的优势。很明显,Census 代价计算无法计算出大部分区域的视差;Census 和颜色信息结合的代价计算方法在左边低纹理区域效果较差且在较精细的路面纹理处处理的效果较差,Census 代价计算和融合 Census 代价计算的算法在计算速度上会较慢;所提代价计算方法融合颜色信息和梯度信息,能够较快地计算出整幅图像的代价值。

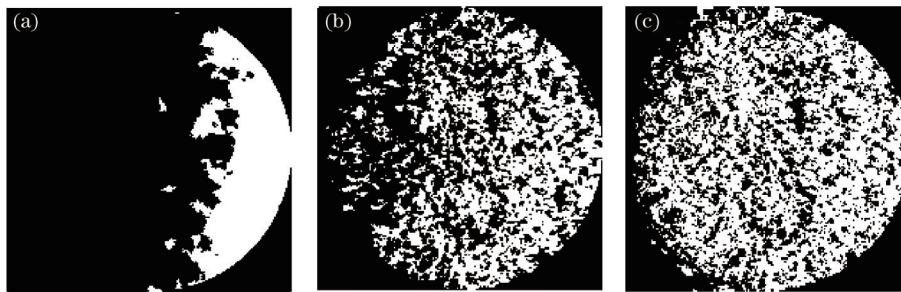


图 7 不同代价计算方法得出的视差图。(a) Census;(b) Census+颜色信息;(c)颜色信息+梯度信息

Fig. 7 Disparity maps obtained by different cost calculation methods. (a) Census; (b) Census+color information; (c) color information+gradient information

图 8 为不同代价聚合方法得出的视差图。在代价聚合阶段选择盒子滤波图 8(c)与跨尺度模型相结合,

既可以正确地计算出代价值又可以减小计算的复杂度,从而快速得出视差图。三种算法的代价计算阶段

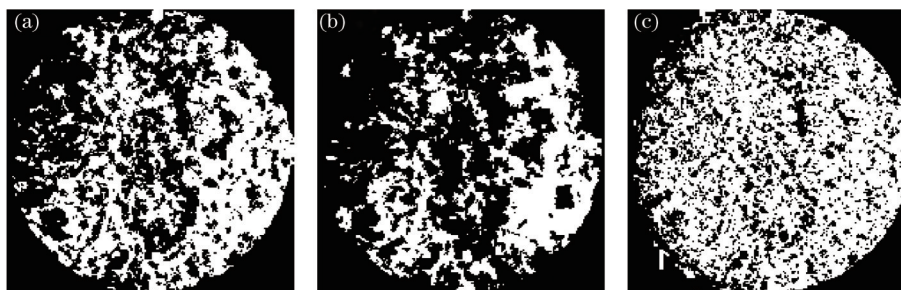


图 8 不同代价聚合方法得出的视差图。(a)引导滤波;(b)分割树;(c)盒子滤波

Fig. 8 Disparity maps obtained by different cost aggregation methods. (a) Guided filtering; (b) segmentation tree; (c) box filtering

都使用所提颜色与梯度信息融合的代价计算方法。基于图 8(a)引导滤波和图 8(b)分割树进行代价聚合生成的视差图在弱纹理区效果较差,且计算时间相对盒子滤波较长,其中基于引导滤波进行代价聚合所需时间最长。综合对计算视差图和计算速度进行分析,盒子滤波与跨尺度聚合模型结合可以更快更精确得到视差图。

用于获取沥青路面纹理的双目视觉算法一直是研究的热点,半全局立体匹配(SGBM)^[22]等其他双目立体匹配算法也都被用于路面纹理的获取。所提方法在速度和精度上都明显优于经典 SGBM,如图 9(a)所示,

SGBM对沥青路面效果较差,很多地方无法计算出视差。引入跨尺度聚合模型前算法的视差图如图 9(b)所示,该算法在拍摄图像较暗处无法计算出准确的视差,且会忽略较多精细的纹理,无法达到理想的效果。所提方法引入跨尺度聚合模型,利用盒子滤波从多个尺度上进行代价聚合,从而融合更多特征,以得到效果较为理想的视差图,但会增大一定的计算复杂度,导致计算速度相较单一尺度方法来说略慢。由于得出的视差图颜色较暗,因此对图 7~9 均进行颜色格式二极化处理。

所提方法和 3D 激光扫描仪得出的沥青路面试样 1 纹理和试样 2 纹理的三维模型如图 10 所示。

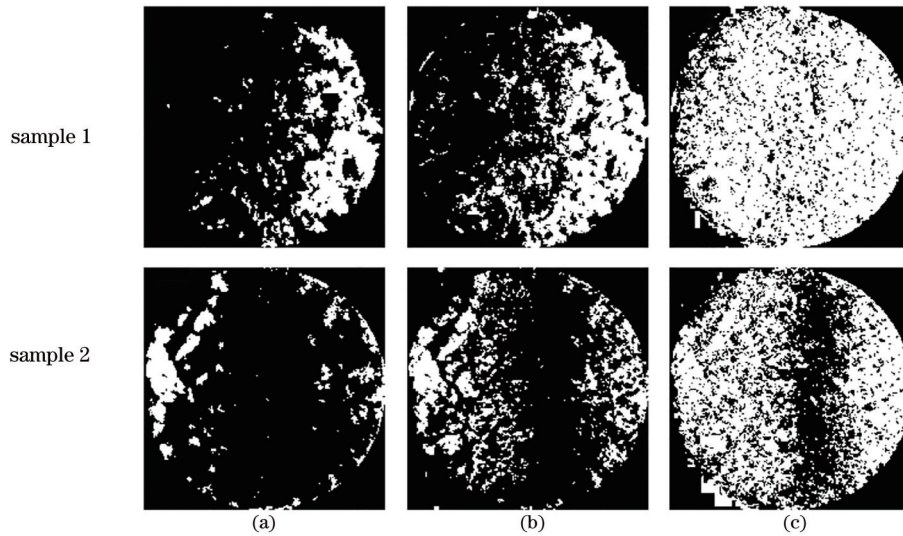


图 9 不同算法得出的视差图。(a)SGBM;(b)引入跨尺度聚合模型前算法;(c)所提算法
Fig. 9 Parallax graphs obtained by the different algorithms. (a) SGBM; (b) algorithm before introducing cross scale aggregation model; (c) proposed algorithm

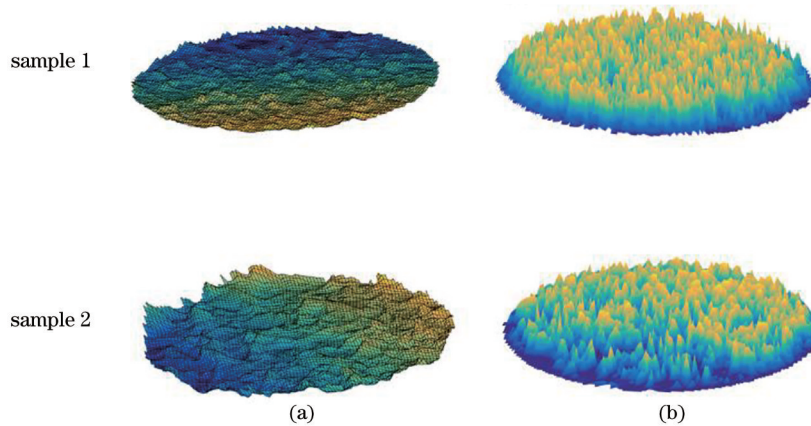


图 10 激光测量与所提算法测量的三维模型。(a)激光测量;(b)所提算法测量
Fig. 10 Three dimensional model of laser measurement and the proposed algorithm measurement. (a) Laser measurement; (b) proposed algorithm measurement

计算沥青路面纹理的路面平均构造深度(MTD),表达式为

$$d_{\text{MTD}} = \frac{1}{m \times n} \int_0^m \int_0^n [z_p(x, y) - z(x, y)] dx dy, \quad (15)$$

式中: $m \times n$ 表示计算平均构造深度的范围; $z_p(x, y)$ 为表面形貌轮廓的峰顶线; $z(x, y)$ 表示轮廓各点高度。

所提方法计算得出的沥青路面试样 1 和试样 2 的

平均构造深度分别为 0.6574 mm 和 1.167 mm, 激光扫描仪得出的试样 1 和试样 2 的平均构造深度为 0.6788 mm 和 1.203 mm, 以激光扫描仪得出的 MTD 为基准, 则所提方法误差不超过 5%, 其中存在的误差与相机分辨率、相机镜头存在的径向畸变、算法准确率等因素有关, 如表 2 所示。故可以利用所提基于双目视觉的方法获取路面纹理信息, 采集路面表面纹理 MTD 值。

表 2 沥青路面试样的 MTD
Table 2 MTD of asphalt pavement samples

Sample	Measurement method	MTD /mm	Relative error /%
1	3D laser scanner	0.6788	3.15
	Proposed algorithm	0.6574	
2	3D laser scanner	1.203	2.99
	Proposed algorithm	1.167	

4 结 论

研究了双目视觉立体匹配算法的原理, 结合跨尺度代价聚合模型, 提出一种基于双目视觉立体匹配的沥青路面三维纹理信息获取方法。使用棋盘格标定相机, 并对图像进行分割背景处理和限制对比度自适应直方图均衡处理, 构建 DOG 图像金字塔并在代价聚合阶段引入跨尺度聚合模型, 采用 OpenCV 和 MATLAB 联合编程实现三维重建和对沥青路面纹理 MTD 值的计算。实验结果表明, 所提方法获取路面纹理信息可靠, 且操作简便、结果直观性强、计算复杂度低。在后续的进一步研究中, 将提高相机分辨率以及继续优化立体匹配算法, 提高计算速度和计算精度, 有望实现实时获取高精度的沥青路面三维纹理。

参 考 文 献

- [1] 文斌, 曹东伟. 高速公路路面抗滑力与交通事故的统计分析[J]. 公路交通科技, 2006, 23(8): 72-75.
Wen B, Cao D W. Statistical analysis of traffic accident and skid-resistance of expressway pavement[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2006, 23(8): 72-75.
- [2] Han S, Liu M M, Fwa T F. Testing for low-speed skid resistance of road pavements[J]. Road Materials and Pavement Design, 2020, 21(5): 1312-1325.
- [3] 苗英豪, 曹东伟, 刘清泉. 沥青路面表面宏观构造与抗滑性能间的关系[J]. 北京工业大学学报, 2011, 37(4): 547-553.
Miao Y H, Cao D W, Liu Q Q. Relationship between surface macrotexture and skid resistance of asphalt pavement[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2011, 37(4): 547-553.
- [4] 耿九光, 兰倩, 刘光军, 等. 沥青路面表面纹理测量及修复方法研究进展[J]. 应用化工, 2020, 49(4): 1025-1030.

- Geng J G, Lan Q, Liu G J, et al. Research progress on surface texture measurement and repair methods of asphalt pavement[J]. Applied Chemical Industry, 2020, 49(4): 1025-1030.
- [5] 李寅. 高速公路沥青路面构造深度检测技术[J]. 工程技术研究, 2020, 5(11): 66-67.
Li Y. Depth detection technology of expressway asphalt pavement structure[J]. Engineering and Technological Research, 2020, 5(11): 66-67.
- [6] 丁世海, 阳恩慧, 王椰平, 等. 沥青路面表面纹理三维高精度激光非接触式检测[J]. 西南交通大学学报, 2020, 55(4): 758-764.
Ding S H, Yang E H, Wang C P, et al. Three-dimensional high-precision laser non-contact detection of asphalt pavement surface texture[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2020, 55(4): 758-764.
- [7] 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 S H, Zhan Y, Yang E H, 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.
- [8] 张明辉, 王建武, 张文, 等. 机器视觉在轴承检测中的研究现状及发展趋势[J]. 机床与液压, 2019, 47(23): 183-189.
Zhang M H, Wang J W, Zhang W, et al. Research status and development trend of machine vision in bearing inspection[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2019, 47(23): 183-189.
- [9] 何新宇, 赵时璐, 张震, 等. 机器视觉的研究及应用发展趋势[J]. 机械设计与制造, 2020(10): 281-283, 287.
He X Y, Zhao S L, Zhang Z, et al. Development trend of the research and application of machine vision[J]. Machinery Design & Manufacture, 2020(10): 281-283, 287.
- [10] 宋春华, 彭滋知. 机器视觉研究与发展综述[J]. 装备制造技术, 2019(6): 213-216.
Song C H, Peng X Z. Research and development of machine vision[J]. Equipment Manufacturing Technology, 2019(6): 213-216.
- [11] 周富强, 王晔昕, 柴兴华, 等. 镜像双目视觉精密测量技术综述[J]. 光学学报, 2018, 38(8): 0815003.
Zhou F Q, Wang Y X, Chai X H, et al. Review on precise measurement technology based on mirror binocular vision[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(8): 0815003.
- [12] 沈洪宇, 柴毅. 计算机视觉中双目视觉综述[J]. 科技资讯, 2007, 5(34): 150-151.
Shen H Y, Chai Y. A review of binocular vision in computer vision[J]. Science & Technology Information, 2007, 5(34): 150-151.
- [13] 王洁, 黄伟, 张剑勇, 等. 航天验证器运动参数摄影测量方法[J]. 光学学报, 2021, 41(3): 0311001.
Wang J, Huang W, Zhang J Y, et al. Motion parameters of space validator relay videometrics method[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(3): 0311001.

- [14] 熊维, 李文龙, 尹周平. 双目PMP视觉测量中立体匹配方法的设计与实现[J]. 中国机械工程, 2013, 24(19): 2635-2640, 2646.
Xiong W, Li W L, Yin Z P. Design and implementation of a stereo matching method in binocular PMP vision measurement[J]. China Mechanical Engineering, 2013, 24(19): 2635-2640, 2646.
- [15] 雷经发, 韦旺, 李永玲, 等. 基于双目视觉的弱纹理液压元件尺寸测量[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(18): 181511.
Lei J F, Wei W, Li Y L, et al. Dimensionality measurement of weak texture hydraulic components based on binocular vision[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(18): 181511.
- [16] 龚伟, 秦岭, 任高峰, 等. 基于多维特征融合的双目立体匹配算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(16): 161501.
Gong W, Qin L, Ren G F, et al. Binocular stereo matching algorithm based on multidimensional feature fusion[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(16): 161501.
- [17] 郭倩, 张福杨, 孙农亮. 融合多特征表示和超像素优化的双目立体匹配[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(1): 216-223.
Guo Q, Zhang F Y, Sun N L. Binocular stereo matching with multi-feature representation and super-pixel optimization[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(1): 216-223.
- [18] 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.
- [19] 萧红, 田川, 张毅, 等. 基于改进 Census 变换与梯度融合的立体匹配算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(2): 0215008.
Xiao H, Tian C, Zhang Y, et al. Stereo matching algorithm based on improved census transform and gradient fusion[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(2): 0215008.
- [20] Milanfar P. A tour of modern image filtering: new insights and methods, both practical and theoretical[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2013, 30(1): 106-128.
- [21] 向卓龙, 张启灿, 陈超文. 利用自由拍摄二维图像实现三维点云的纹理贴图[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(18): 1811018.
Xiang Z L, Zhang Q C, Chen C W. Texture mapping of 3D point clouds with freely recorded 2D images[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(18): 1811018.
- [22] 何力. 基于双目视觉的沥青混凝土路面纹理构造研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2019: 18-30.
He L. Study on surface texture structure of asphalt concrete pavement based on binocular vision[D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2019: 18-30.