

基于插值超分辨的双目三维重建方法

刘宇豪 吴福培 吴树壮 王瑞

Binocular 3D reconstruction method based on interpolation super-resolution

LIU Yu-hao, WU Fu-pei, WU Shu-zhuang, WANG Rui

引用本文:

刘宇豪, 吴福培, 吴树壮, 王瑞. 基于插值超分辨的双目三维重建方法[J]. *中国光学*, 2024, 17(4): 862-874. doi: 10.37188/CO.2023-0214

LIU Yu-hao, WU Fu-pei, WU Shu-zhuang, WANG Rui. Binocular 3D reconstruction method based on interpolation super-resolution[J]. *Chinese Optics*, 2024, 17(4): 862-874. doi: 10.37188/CO.2023-0214

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CO.2023-0214>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

三维点云数据超分辨率技术

Overview of 3D point cloud super-resolution technology

中国光学 (中英文). 2022, 15(2): 210 <https://doi.org/10.37188/CO.2021-0176>

逐像素调制的高反光表面三维测量方法

Three-dimensional measurement method of highly reflective surface based on per-pixel modulation

中国光学 (中英文). 2022, 15(3): 488 <https://doi.org/10.37188/CO.2021-0220>

基于转动式二维激光扫描仪和多传感器的三维重建方法

3D reconstruction method based on a rotating 2D laser scanner and multi-sensor

中国光学 (中英文). 2023, 16(3): 663 <https://doi.org/10.37188/CO.2022-0159>

基于残差网络的结肠内窥镜图像超分辨率重建方法

Super-resolution reconstruction for colorectal endoscopic images based on a residual network

中国光学 (中英文). 2023, 16(5): 1022 <https://doi.org/10.37188/CO.2022-0247>

用于多尺度高分辨率三维成像的双环光片荧光显微技术

Double-ring-modulated light sheet fluorescence microscopic technique for multi-scale high-resolution 3D imaging

中国光学 (中英文). 2022, 15(6): 1321 <https://doi.org/10.37188/CO.2022-0093>

基于透镜阵列的三维姿态角度测量

3D position angle measurement based on a lens array

中国光学 (中英文). 2022, 15(1): 45 <https://doi.org/10.37188/CO.2021-0129>

文章编号 2097-1842(2024)04-0862-13

基于插值超分辨率的双目三维重建方法

刘宇豪, 吴福培*, 吴树壮, 王 瑞

(汕头大学工学院机械工程系, 广东汕头 515063)

摘要: 基于双目立体匹配重建物体表面三维形貌时, 其匹配精度往往受限于传感器尺寸、镜头焦距和光源环境等物理条件。针对此问题, 本文提出了一种基于插值超分辨率的双目表面三维重建方法。首先, 在图像预处理阶段, 建立基于小波变换与双直方图均衡融合的图像增强方法, 克服传统双目视觉受限于复杂环境光干扰等问题; 其次, 构建基于拉格朗日与三次多项式插值的超分辨率算法, 提升图像像素密度, 为双目匹配代价计算阶段增加图像细节, 从而提高匹配精度; 最后, 基于 SLIC 算法对目标图像进行分割, 并针对各分割区域分别做二次曲面拟合, 进而获得与物体实际表面更为贴合的高度曲线, 从而降低重建误差并可提高重建精度。实验结果表明: 5 组测量样品的全局高度测量平均相对误差为 $\pm 2.3\%$, 实验平均测量时长为 1.882 8 s, 最大时长为 1.936 2 s, 较传统方法有明显提升。实验分析结果验证了本文所提方法的有效性。

关键词: 双目视觉; 三维测量; 插值超分辨率; 超像素分割

中图分类号: TP394.1

文献标志码: A

doi: 10.37188/CO.2023-0214

Binocular 3D reconstruction method based on interpolation super-resolution

LIU Yu-hao, WU Fu-pei*, WU Shu-zhuang, WANG Rui

(Department of Mechanical Engineering, College of Engineering,
Shantou University, Shantou 515063, China)

* Corresponding author, E-mail: fpwu@stu.edu.cn

Abstract: The reconstruction of the three-dimensional surface morphology of objects based on binocular stereo matching is constrained by physical conditions such as sensor size, lens focal length, and environmental light. A binocular surface three-dimensional reconstruction method based on interpolation super-resolution is proposed in response to this issue. First, at the image preprocessing stage, an image enhancement method based on wavelet transform and dual histogram equalization fusion is established to overcome the problems of traditional binocular vision limited by complex environmental light interference. Second, a super-resolution algorithm based on Lagrange and cubic polynomial interpolation is constructed to increase the image's pixel density and add image details to the binocular matching cost calculation stage, thereby improving the

收稿日期: 2023-11-29; 修订日期: 2024-01-09

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61573233); 广东省自然科学基金(No. 2021A1515010661); 广东省普通高校创新团队资助项目(No. 2020KCXTD012)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61573233); National Natural Science Foundation of Guangdong, China (No. 2021A1515010661); the Guangdong Provincial University Innovation Team Project (No. 2020KCXTD012)

matching accuracy. Finally, a simple linear iterative clustering (SLIC) method is used to segment the target image, and a secondary surface fitting is performed for each segmented area to obtain a height curve that is more closely aligned with the actual surface of the object, which can reduce the reconstruction error and improve the reconstruction accuracy. The experimental results show that the average relative error of the global height measurement of 5 sets of measurement samples is $\pm 2.3\%$, the average measurement time of the experiment is 1.8828 s, and the maximum time is 1.9362 s. This is a significant improvement over traditional methods. Experimental analysis results verify the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: binocular vision; 3D measurement; interpolation super-resolution; superpixel segmentation

1 引言

重建物体表面三维形貌可便于量化产品表面质量信息、表征产品制造过程中的缺陷,有助于分析产品缺陷的分布规律^[1],该方法已被广泛应用于工业检测^[2-5]领域。然而,受限于不稳定的物理环境、被测表面的几何形状和采集设备精度等因素,现有的三维重建方法难以同时兼顾准确性与实时性,容易影响工业检测效率。因此,研究可靠的物体表面三维重建方法具有重要意义。

三维重建技术的关键点在于目标场景或物体深度信息的获取,当前的三维重建和检测方法可分为接触式检测和非接触式检测^[6-8]两类。接触式检测法,如坐标测量机、轮廓仪、原子力显微镜等^[9-11],具有较高的测量精度,但普遍存在测量速度慢、数据稀疏,且无法测量柔性或超薄材料的问题。非接触式检测法中,基于超声成像、结构光、激光扫描、磁性粒子造影和X射线成像的方法在医疗和工业领域得到了广泛的应用^[12-16]。该类方法检测速度快,但测量精度易受响应时间和信号源的影响。另一方面,基于视觉的三维重建方法因其非接触、无损伤、高精度等特点,已被广泛用于物体表面三维测量。其中,多目视觉法的测量精度较高,但整体系统复杂度高,且图像匹配过程中存在误匹配和计算量大等问题^[17]。单目视觉法基于单个相机进行三维重建,但这种方法在很大程度上受限于其病态问题:单幅图像可能对应无数个真实物理场景,导致其实验结果易出现不确定性^[18]。综合而言,双目视觉法因其实用性强、设备简单,且天然包含物体深度信息,在实际中应用相对广泛。

基于双目视觉进行三维表面重建已涌现诸多成果。Tian等^[19]提出一种基于偏振成像和双目立体视觉融合的高质量三维重建方法,根据配准的双目深度对偏振方位角误差进行修正,解决偏振成像中的方位模糊问题;Liu等^[20]提出一种融合拉普拉斯图像信息的双目重建技术,结合原始图像和拉普拉斯图像对路面纹理进行重建,获得与激光检测较为一致的结果。但该类方法依赖于图像采集,其受到光源、镜头选择、传感器选择、工件状态变化等因素制约^[6],从而影响算法精度。Li等^[21]提出一种基于平面镜的虚拟双目线机构光测量方法,该方法在标定过程中无需获取包含线结构光条纹的图像也不需要提取光条纹,从而减小了标定误差,其仅需一台相机便可同时获取两幅图像,避免了双目视觉中左右相机不严格同步带来的测量误差。但基于结构光的双目三维重建方法,其结构光投射器和接收器的校准标定复杂、且结构光投影质量易受环境光和待测物体材质影响,这些问题限制了其测量稳定性和可靠性。此外,Tseng等^[22]提出一种基于双目信息和稀疏激光数据的半监督深度预测模型,该模型引入稀疏激光深度信息,并利用双目图像的无监督预测,提高了深度预测的精度,使模型具有更好的收敛能力和局部最优解。而基于深度学习神经网络的三维重建,受限于训练数据集的种类,当目标对象特征复杂、形状各异、样本不足时,重建模型的性能会出现大幅度退化。通过分析上述文献可知,算法精度与系统复杂度难以平衡,如何利用更简易的设备,获取高质量的输入图像,并提高双目匹配阶段的准确性仍是当前双目三维重建所面临的主要问题。

传统双目视觉采集图像的像素大小由相机传

传感器尺寸决定。利用性能更好的成像设备虽可获得更高分辨率的图像, 但将增加硬件成本, 且由于感光单元过密易引起额外噪声。因此, 针对传统双目视觉精度受限于传感器尺寸与镜头焦距等物理条件限制的问题, 在硬件条件不变的情况下, 为提高双目立体匹配的重建精度, 本文提出一种基于插值超分辨重建的双目表面三维重建方法。首先, 阐述双目视觉系统的成像特性并分析其三维重建精度的影响因素; 其次, 基于改进的插值超分辨技术将低分辨率图像恢复为高分辨率图像, 并进行图像增强以提升图像边缘细节; 进一步, 基于双目立体匹配算法获取视差图并采用多步优化; 然后, 基于分割算法对局部区域优化三维重建曲面; 最后通过实验检验所提方法的有效性。

2 算法描述

2.1 双目重建原理

双目立体视觉通过采用左右两个相机模拟人眼, 并通过视差判断物体的距离, 其成像原理如图 1 所示。

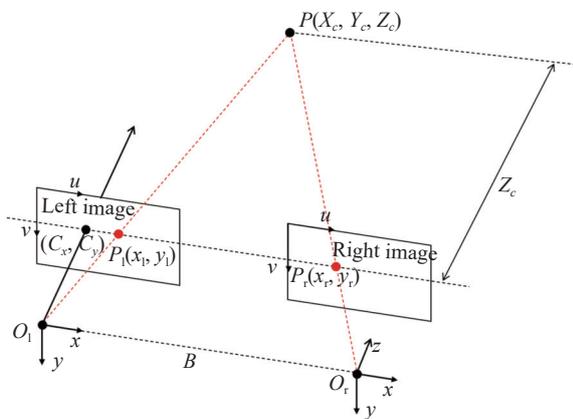


图 1 双目相机深度估计

Fig. 1 Depth estimation by binocular cameras

由图 1 可知, 经极线校正后, 左右两相机的成像面平行且共面, 并具有相同的相机焦距 f 。 O_L - XYZ 为左相机坐标系, 其中 O_L 表示左相机的光学中心, 且其在图像平面上的投影点坐标为 (C_x, C_y) , u, v 为图像坐标系中的坐标轴, 目标点 $P(X_c, Y_c, Z_c)$ 在左右相机平面上的投影点分别为 $P_L(x_l, y_l)$ 和 $P_R(x_r, y_r)$, B 为两光心 O_L 与 O_R 之间的基线距离, 视差 $d=x_l-x_r$ 。根据几何关系, $P(X_c, Y_c, Z_c)$ 与 d 之间的关系^[20] 可表示为:

$$\begin{cases} Z_c = \frac{Bf}{d} \\ X_c = \frac{(x_l - C_x)Z_c}{f} \\ Y_c = \frac{(y_l - C_y)Z_c}{f} \end{cases}, \quad (1)$$

式中: 基线距离 B 与相机焦距 f 恒定且已知, 设视差偏差为 Δd , 则视差偏差 Δd 下的深度偏差 ΔZ_c 如公式 (2) 所示:

$$\begin{cases} \Delta Z_c = Z_c - \frac{1}{\frac{1}{Z_c} + \frac{\Delta d}{Bf}} \\ f = \frac{f_0}{s} \end{cases}, \quad (2)$$

式 (2) 中, Δd 为立体匹配算法计算过程中不可避免生成的误差, f_0 为像素焦距, s 为像素单元大小, 其值由相机传感器尺寸决定, 像素单元尺寸越小, 则深度精度越高。由式 (2) 可知, 深度偏差 ΔZ_c 的大小与 fB 的乘积有关, 假设基线 B 的大小不变, 则相机焦距 f 越大, 深度偏差 ΔZ_c 的值就越小。在硬件条件不变的情况下, 本文基于超分辨技术提高图像分辨率, 进而获得高密度像素图像, 以提升双目匹配精度, 同时像素数目的增加也将有助于提高曲面拟合中高度曲线的连续性。

2.2 超分辨重建模型

2.2.1 基于拉格朗日与三次多项式的插值算法

图像超分辨技术可在传感器硬件水平不变的情况下, 通过算法恢复低分辨率图像中所缺失的纹理细节, 从而获得高分辨率图像。其中双三次插值 (Bicubic interpolation) 为常见的插值算法之一。该算法利用待采样点附近 16 个像素点的灰度值作三次插值进行计算, 其实质是通过一个三次内插函数来逼近理想的信号重构函数 $\text{sinc}(\cdot)$, 然后从两个一维方向进行插值计算, 其中一维空间中的内插函数如公式 (3) 所示:

$$f(x) = \sum_{i=0}^3 A_i w(x - x_i) = \sum_{i=1}^3 A_i w(u_i) \quad (3)$$

式中: $A_i (i=0, 1, 2, 3)$ 为一维空间中的离散数据点, $w(x)$ 为三次插值核函数, 使用 Bicubic 函数作为计算模型, 其表达式为:

$$w(x) = \begin{cases} (a+2)|x|^3 - (a+3)|x|^2 + 1 & |x| \leq 1 \\ a|x|^3 - 5a|x|^2 + 8a|x| - 4a & 1 < |x| < 2 \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (4)$$

式中: a 设置为 -0.5 , 以达到最佳插补质量^[23]。设待插值点为 $O(x,y)$, 则三次插值法计算该点插值的公式如下:

$$O(x,y) = \sum_{i=0}^3 \left(\sum_{j=0}^3 a_{ij} w(y-y_j) \right) w(x-x_i) = \sum_{i=0}^3 \left(\sum_{j=0}^3 a_{ij} w(v_j) \right) w(u_i) \quad (5)$$

相比于普通的单线性插值和双线性插值算法, 双三次插值运算可得到效果更好的高分辨率图像, 但同时也会导致运算量急剧增加。本文提出一种基于拉格朗日多项式与三次多项式相结合的插值算法, 其算法结构如图 2 所示。

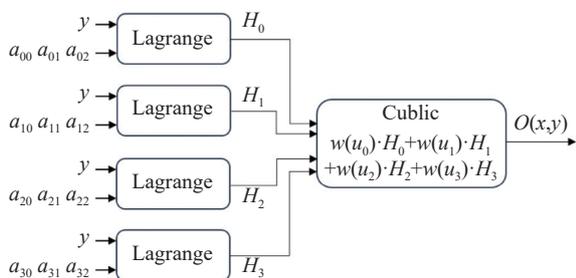


图 2 拉格朗日与三次多项式插值结合的算法框图

Fig. 2 Block diagram of composed Lagrange and cubic interpolations algorithm

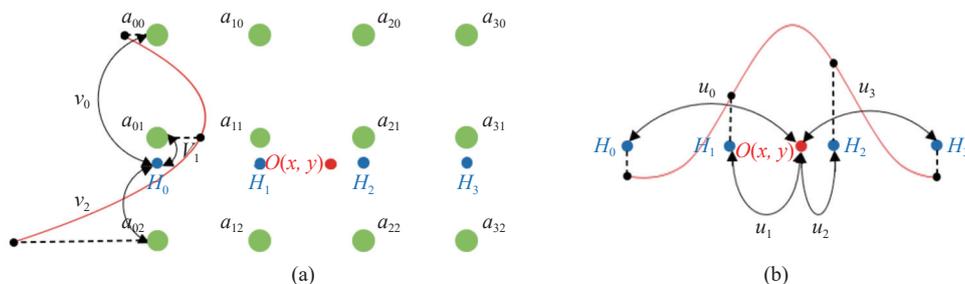


图 3 拉格朗日与三次多项式插值组合图。(a)拉格朗日多项式内插;(b)三次多项式内插

Fig. 3 Combination graph of Lagrange and cubic polynomial interpolations. (a) Lagrange polynomial interpolation; (b) cubic polynomial interpolation

2.2.2 基于小波变换与双直方图均衡相融合的图像增强方法

基于插值的图像超分辨, 不依赖于大量数据集与训练, 具有结构简单、运行速度快、易于实现等特点, 能以较低的硬件成本获得较好的插值质量。但该类算法以邻域像素为集合做插值计算, 仅考虑局部像素点的相关性, 而对于忽略全局约束。因此, 其在图像低频部分表现较好, 而高频部分往往易丢失细节信息, 导致图像边缘和细节模

糊^[24]。为解决图像采集过程中照明条件不足导致的图像对比度下降、图像处理过程中边缘细节模糊等问题, 通过基于小波变换与直方图均衡融合的图像增强算法对图像进行预处理, 如图 4 所示, 从而提高图像物体边缘的清晰度与对比度。

拉格朗日插值算法为一种常用的函数逼近方法, 设 $y=f(x)$ 在区间 $[a, b]$ 上有定义, 且已知点 $(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$, 其中 $a \leq x_0 < x_1 < \dots < x_n \leq b$, 若存在一个函数 $L(x)$, 使得 $L(x_i)=y_i$ 成立, 则称 $L(x)$ 为 $f(x)$ 的插值函数。对于一维空间中离散的若干数据点, 拉格朗日插值多项式 $L(x)$ 可表示为:

$$L_n(x) = \sum_{k=0}^n y_k L_k(x) = y_0 L_0(x) + y_1 h_1(x) + \dots + y_n L_n(x) \quad (6)$$

论文采用拉格朗日多项式对图像垂直方向的 3 个像素点灰度值进行插值计算。如图 3(彩图见期刊电子版)所示。当 $n=2$ 时, 式 (7) 即为二阶插值公式。

$$L_2(x) = \frac{(x-x_1)(x-x_2)}{(x_0-x_1)(x_0-x_2)} y_0 + \frac{(x-x_0)(x-x_2)}{(x_1-x_0)(x_1-x_2)} y_1 + \frac{(x-x_0)(x-x_1)}{(x_2-x_0)(x_2-x_1)} y_2 \quad (7)$$

二维离散小波变换 (discrete wavelet transform, DWT) 是一种将信号进行压缩和分解的时频处理技术, 可实现图像低频信息和高频信息的分离。其基本原理是通过所设定的高、低通滤波

波

器对图像信号进行处理,从而获得不同的频率成分。大小为 $M \times N$ 的图像 $f(x, y)$ 的二维离散小波变换公式如下:

$$W_\varphi(j_0, m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \varphi_{j_0, m, n}(x, y), \quad (8)$$

$$W_\psi^i(j, m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \psi_{j, m, n}^i(x, y), \quad (9)$$

式中: $W_\varphi(j_0, m, n)$ 为低频系数,表示图像平滑区域, $W_\psi^i(j, m, n)$ 为分解后水平 H 、对角 D 、垂直 V 方向上的高频系数,即图像边缘细节和低频噪声; $x, y, f(x, y)$ 分别表示离散变量和离散函数。对分解得到的低频图像 P 采用双直方图均衡化进行图像增强,设低频图像的均值 $I_m \in \{I_0, I_1, \dots, I_{L-1}\}$, 基于 I_m 将输入图像 f 分为两个不同的子图像 f_i 和 f_j , 如公式 (10) 所示:

$$\begin{cases} f = f_i \cup f_j \\ f_i = \{f(x, i) \mid f(x, j) \leq I_m, \forall f(x, y) \in f\} \\ f_j = \{f(x, i) \mid f(x, j) > I_m, \forall f(x, y) \in f\} \end{cases} \quad (10)$$

两个子图像 f_i 和 f_j 的概率密度函数 (probability density function, PDF) 为:

$$\begin{cases} P_i(I_k) = \frac{n_i^k}{n_i}, k = 0, 1, \dots, m \\ P_j(I_k) = \frac{n_j^k}{n_j}, k = m + 1, m + 2, \dots, L - 1 \end{cases}, \quad (11)$$

式中: n_i^k 与 n_j^k 分别表示 P_k 在 f_i 和 f_j 中的数量, n_i 与 n_j 分别为 f_i 和 f_j 中的样本总数。两个子图像 f_i 和 f_j 的累积分布函数 (cumulative distribution function, CDF) 为:

$$C_i(I_k) = \sum_{i=0}^k P_i(I_i), C_j(I_k) = \sum_{j=m+1}^k P_j(I_j) \quad (12)$$

采用累积分布函数定义转换函数,如公式 (13) 所示:

$$\begin{aligned} T_i(I_k) &= I_0 + (I_m - I_0) C_i(I_k) \\ T_j(I_k) &= I_{m+1} + (I_{L-1} - I_{m+1}) C_j(I_k) \end{aligned} \quad (13)$$

基于转换函数分别对两个子图像 f_i 和 f_j 进行处理,使 f_i 在范围 (I_0, I_m) 均衡,而 f_j 在范围 (I_{m+1}, I_{L-1}) 均衡,以实现输入图像 P 在整个动态范围 (I_0, I_{L-1}) 内均衡。对于包含图像细节轮廓信息和噪声的高频系数,采用阈值去噪法对图像进行增强处理,并对增强后的高低频系数采用二维离散小波逆变换 (inverse discrete wavelet transform, IDWT) 重构图像信号,以实现特征融合。

为验证所提算法的性能,本文采用标准测试图像进行实验,以对比分析直方图均衡、传统小波变换和本文所提算法的图像增强效果,其中传统小波变换方法采用高频阈值去噪和低频非线性增强处理。结果如图 5 所示。

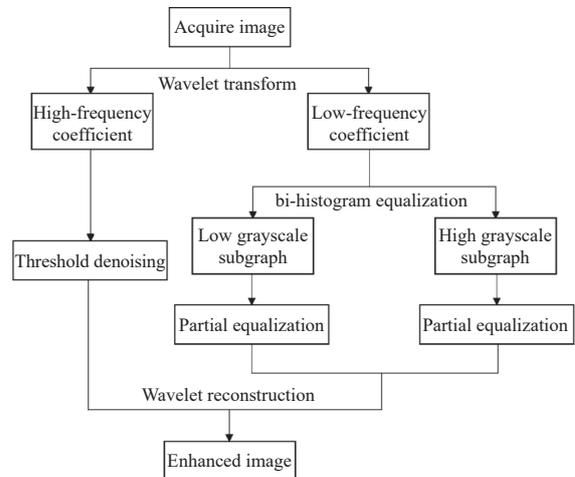


图 4 基于小波变换与双直方图均衡融合的图像增强算法流程

Fig. 4 Flowchart of image enhancement algorithm based on wavelet transform and dual histogram equalization fusion



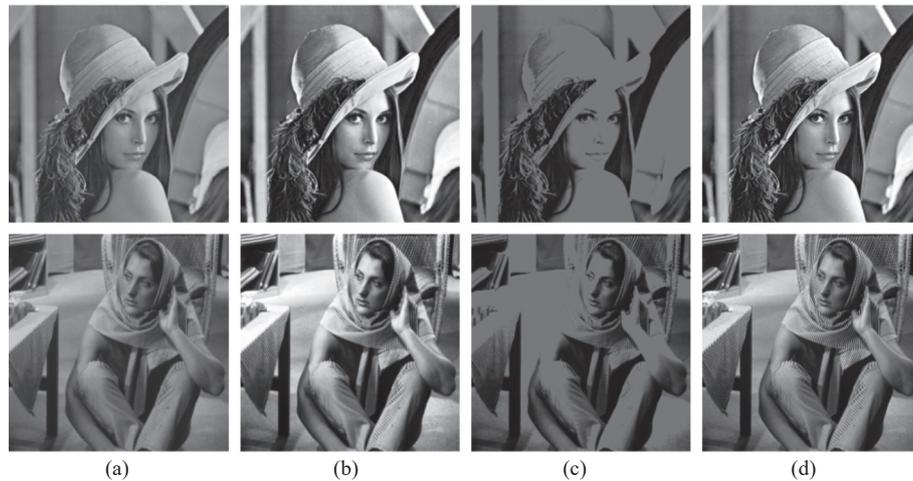


图 5 图像增强实验结果。(a)原始图像;(b)直方图均衡结果;(c)小波变换结果;(d)本文算法结果

Fig. 5 Experimental results of image enhancement. (a) Original images; (b) the results of histogram equalization; (c) the results of wavelet transform; (d) the results of the proposed algorithm

依据以下 5 个标准测量指标对图像增强结果进行定量评估。

(1)DE(Discrete Entropy)

$$DE = - \sum_{k=0}^{255} p(X_k) \log_2(p(X_k)) \quad (14)$$

式中: X_k 为图像中灰度值为 k 的像素点个数。

(2)NCC(Normalized Correlation Coefficient)

$$NCC = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N X_{ij} Y_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N X_{ij}^2} \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N Y_{ij}^2}} \quad (15)$$

式中: X_{ij} 和 Y_{ij} 分别为原始图像和增强图像的灰度值。

(3)CII(Contrast Improvement Index)

$$CII = \frac{Contrast_{Processed}}{Contrast_{Original}} \quad (16)$$

其中:

$$Contrast = \frac{\alpha - \beta}{\alpha + \beta} \quad (17)$$

式中: α 为目标物体的平均灰度, β 为图像背景的平均灰度。

(4)PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)

$$PSNR = 10 \lg \left(\frac{MAX_I^2}{MSE} \right) \quad (18)$$

式中: MAX_I 为图像最大灰度值, MSE 为原始图像与增强图像的均方误差。

(5)SSIM(Structure Similarity Index Measure)

$$SSIM(X, Y) = \frac{(2\mu_X \mu_Y + c_1)(2\sigma_{XY} + c_2)}{(\mu_X^2 + \mu_Y^2 + c_1)(\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + c_2)} \quad (19)$$

式中: μ_X 和 μ_Y 分别为原始图像和增强图像的平均灰度值, σ_X 和 σ_Y 分别为原始图像和增强图像的方差, σ_{XY} 为两者协方差, c_1 和 c_2 分别为稳定系数。

表 1 给出了图像增强的量化指标, 可看出本文基于小波变换与双直方图均衡相融合的图像增强方法取得的效果最好。采用该方法增强采集图像, 可以实现图像预处理, 如图 6 所示。

表 1 3 种图像增强算法对标准图像的处理结果对比

Tab. 1 Comparison of processing results of three image enhancement algorithms with respect to the standard image

Name	Method	DE	NCC	CII	PSNR	SSIM
Cameraman	Histogram	6.7703	0.9848	0.8039	19.2229	0.6916
	Wavelet	4.4301	0.9888	0.7131	17.6452	0.4708
	Proposed algorithm	7.1149	0.9980	1.0132	24.5250	0.8788

续表 1

Name	Method	DE	NCC	CII	PSNR	SSIM
Lena	Histogram	7.3383	0.9862	0.9051	19.3935	0.7784
	Wavelet	5.0992	0.9846	0.7341	17.0583	0.5613
	Proposed algorithm	7.4317	0.9921	1.0088	22.1287	0.8171
Barbara	Histogram	7.3816	0.9892	0.8492	18.2246	0.8147
	Wavelet	6.1788	0.9824	0.7005	17.9306	0.5767
	Proposed algorithm	7.5339	0.9908	1.0132	22.2251	0.8343

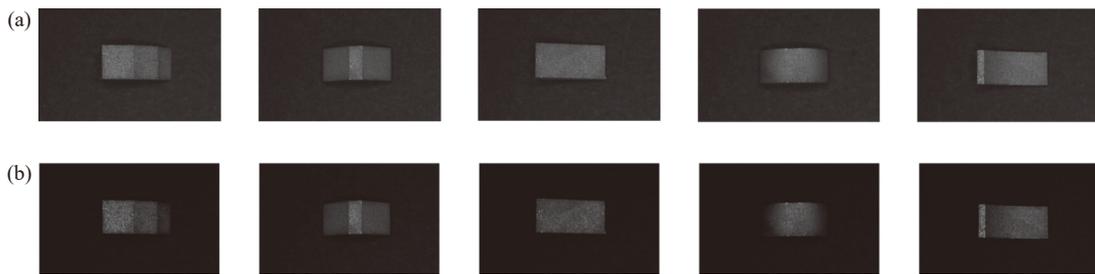


图 6 采集图像增强结果。(a)采集图像;(b)增强图像

Fig. 6 Enhanced results of acquired images. (a) Acquired images; (b) enhanced images

2.3 双目立体匹配模型建立

本文基于小波变换与双直方图均衡法对采集图像进行对比度增强。接着,基于拉格朗日与三次多项式插值对图像进行超分辨,将其长宽扩大为原图像的两倍。在此基础上,建立双目立体匹配算法,分别实现代价计算、代价聚合、视差计算和视差优化,最后获取视差结果。

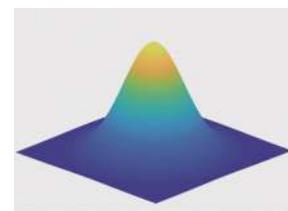
绝对误差和算法(sum of absolute differences, SAD)通过对两卷积块内的所有像素值做差并求和,完成对图像的匹配代价计算。经超分辨处理后的图像像素密度增加,为提高匹配代价计算阶段的可靠性,本文基于如图 7(a)(彩图见期刊电子版)所示高斯变换,对传统 SAD 算法进行改进,对目标像素邻域窗口内的像素值进行加权计算,并考虑邻域像素点对中心像素的权重影响,从而提高左右视图的匹配度。

二维高斯分布的离散度随标准差 σ 的增加而增强,选取标准差 $\sigma=1$,大小为 5×5 的高斯加权卷积窗口。经归一化后可得到算法所需的高斯加权卷积块,如图 7(b)所示。其匹配代价计算表达如式 (20) 所示:

$$C_{\text{SAD}}(x,y) = \sum_{-2}^2 \sum_{-2}^2 |I_L(x+i,y+j) - I_R(x+d+i,y+j)|, \quad (20)$$

图 8(a)、8(b) 分别为左、右图像边缘角点邻

域窗口内,两窗口像素值经超分辨处理后的分布情况如图 8(c)(彩图见期刊电子版)所示,红色像素值分别为左右视图中正确视差所对应的同名点,蓝色像素值为同名点的邻域点。图像经超分辨处理后,邻域窗口内像素值发生变化,增加了更多的图像细节,从而提高了代价计算的准确性。并且,当右视图中的同名点误匹配到蓝色像素值所对应的像素点时,由于单个像素所对应的实际物理尺寸缩小为原图的一半,因此像素点误匹配所带来的误差降低了。



(a)

0.003 0	0.013 3	0.021 9	0.013 3	0.003 0
0.013 3	0.059 7	0.098 3	0.059 7	0.013 3
0.021 9	0.098 3	0.162 2	0.098 3	0.021 9
0.013 3	0.059 7	0.098 3	0.059 7	0.013 3
0.003 0	0.013 3	0.021 9	0.013 3	0.003 0

(b)

图 7 (a)二维高斯分布图及(b)高斯加权卷积块

Fig. 7 (a) Two-dimensional Gaussian distribution diagram and (b) the Gaussian weighted convolution block

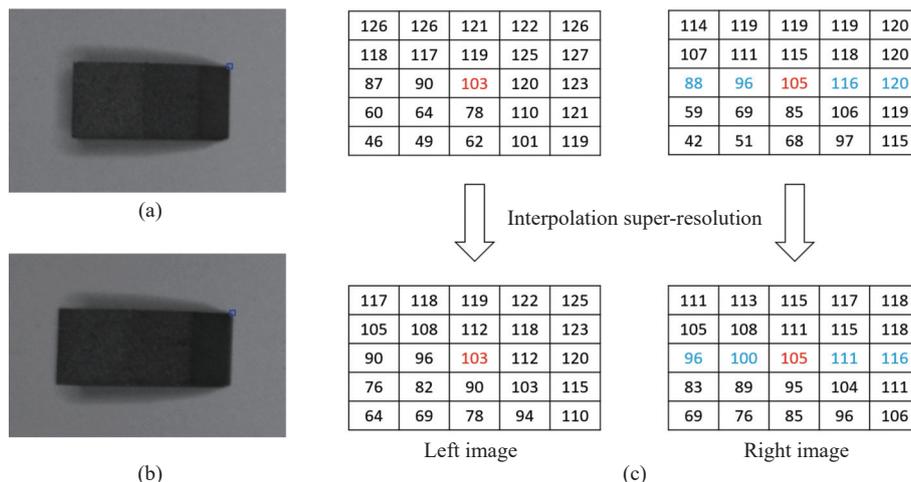


图 8 基于插值超分辨率的邻域窗口像素值变换结果。(a)左视图邻域窗口;(b)右视图邻域窗口;(c)邻域窗口内像素值变换结果

Fig. 8 Pixel value transformation results of neighborhood windows based on interpolation super-resolution. (a) Neighborhood windows of left image; (b) neighborhood windows of right image; (c) pixel value transformation results in neighborhood window

2.4 基于 SLIC 分割的三维曲面优化

超像素分割是一种用于快速计算图像特征的便捷方法, 通过将邻域像素组合成感知上相似的原子区域, 从而取代像素网格的刚性结构, 能够降低后续图像处理任务的复杂度^[25]。简单线性迭代聚类(simple linear iterative clustering, SLIC)采用 k 均值聚类方法生成超像素, 能以更

高效的方式获得可靠的边界。因此, 论文基于 SLIC 超像素分割对双目匹配获得的视差图进行后处理。针对不同分割区域内的像素视差值进行曲面拟合, 旨在重建结果不失真的情况下, 获得更为合理的真实曲面。对采集图像进行 SLIC 超像素分割, 并根据分割结果提取边缘, 如图 9 (彩图见期刊电子版)所示。

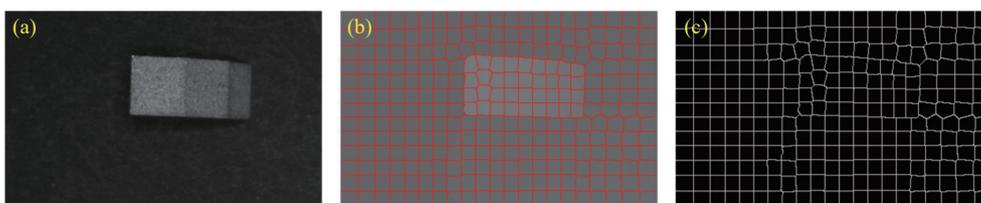


图 9 SLIC 算法结果。(a)采集图像;(b)超像素分割图;(c)边缘图像

Fig. 9 Result of SLIC algorithm. (a) Captured image; (b) superpixel segmentation image; (c) edge image

论文基于最小二乘法对分割区域做曲面拟合优化^[26]。曲面的一般方程可表示为: $z=f(x, y)$, 令 $l_i=(x_i, y_i)$, l_i 表示曲面的任意点坐标, 用一组基函数 $[b^1(l), b^2(l), \dots, b^n(l)]$ 即可表达整个曲面, 对于任意 l_i 都满足以下线性关系:

$$f(l) = \sum_{j=1}^n a_j b^j(l) \quad (21)$$

式中: $b^j(l)=x^p y^q$, $p \geq 0, q \geq 0, j=1, 2, \dots, n$ 。当误差平方和最小时, 基于最小二乘法的估计模型最接近真实形态, 即 z_i 与 $f(l_i)$ 的距离平方和最小, 如

式 (22) 所示:

$$E(f) = \sum_{i=1}^N (f(l_i) - z_i)^2 = \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=1}^N a_j b^j(l_i) - z_i \right)^2 \quad (22)$$

式中: $E(f)$ 为误差平方和, 要使得误差平方和最小, 则需满足以下方程:

$$\frac{\partial E}{\partial a_j} = 0 \quad (23)$$

将式 (22) 代入式 (23), 并展开成线性方程组得:

法得到的测量结果作为实际高度进行误差分析。以复原结果中心横截面为参考,将本文算法的重建结果与其它方法(文献[27, 28])的重建结果以及激光三角法获得的实际高度进行对比,其结果如表4所示。

表2 实验参数

Tab. 2 Experimental parameters

Parameter	Value
Sample size	16 mm×8 mm×6.5 mm
FOV of CCD camera	30 mm×20 mm
Image resolution	640 pixels×480 pixels
Focal length f	6 mm
Object distance	180 mm
Baseline distance	49.38 mm

从表4可知,本文方法的最大误差和平均误差在上述3种方法中均最小。其重建误差比文献[27]小。主要原因在于文献[27]所建立的高

度信息映射模型为增加各计算点之间的约束,基于灰度迭加法对当前点高度累加了一个高度分量来计算相邻点高度,导致高度误差值不断堆积,从而影响整体精度;文献[28]结合偏振成像与双目成像的深度信息进行三维重建,由于两者尺度不一致,难以达成点云完全匹配融合的效果;而本文方法基于视差图直接求解被测物体表面高度,并采用最小二乘法拟合曲面,无需高度迭加或点云融合,因而整体误差较小。另外,本文所提方法、文献[27]方法和文献[28]方法对单张图像的平均处理时长分别为1.882 8 s、1.347 4 s和2.645 0 s。与文献[27]方法相比,其检测时间略长,主要原因在于文献[27]方法是基于模板对像素灰度值进行高度迭加的,且论文所提方法需要更高的算法复杂度;与文献[28]方法对比,本文方法的检测时间较短,其原因在于文献[28]方法需同时获取偏振成像与双目成像的初始结果,并且加入了两者点云匹配融合过程,从而增加了时间成本。综上所述,本文算法具有较强的实时性,能够进行快速可靠的小物体三维表面重建。

表3 三维重建实验结果

Tab. 3 Experimental results of three-dimensional reconstruction

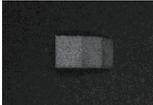
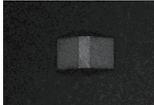
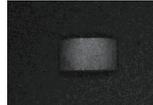
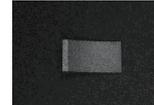
	Convex surface	Trapezoidal surface	Angular surface	Semicircular surface	Concave surface
Sample image					
Acquired image					
Reconstructed image					

表4 3种重建方法的检测结果比较

Tab. 4 Comparison of measurement results for three reconstruction methods

Name of Curves	Method in this paper			Method in Ref. [27]			Method in Ref. [28]		
	Maximum error/mm	Average error/mm	Detection time/s	Maximum error/mm	Average error/mm	Detection time/s	Maximum error/mm	Average error/mm	Detection time/s
Convex	0.2047	0.1464	1.8551	0.2756	0.2229	1.3287	0.3856	0.2684	2.5932
Trapezoidal	0.1468	0.1152	1.9173	0.4078	0.2615	1.3813	0.2378	0.1915	2.7367
Angular	0.1064	0.0768	1.8436	0.2178	0.1525	1.3102	0.1787	0.1425	2.4353
Semicircular	0.2538	0.1675	1.9362	0.3612	0.2717	1.3922	0.4101	0.3017	2.8577
Concave	0.1512	0.1278	1.8619	0.2766	0.2105	1.3247	0.2166	0.1705	2.6019
Average	0.1726	0.1267	1.8828	0.3078	0.2238	1.3474	0.2858	0.2149	2.6450

为量化测量误差,本文采用 CD(Chamfer Distance)、IoU(Intersection over Union)、MAE(Mean Absolute Error)和 RMSE(Root Mean Squared Error)4 个指标来评估该算法对物体全局表面的重建精度,其表达式可表示为:

$$CD = \frac{1}{M_1} \sum_{Z_g \in M_1} \min_{Z_i \in M_i} \|Z - Z_g\|_2^2 + \frac{1}{M_g} \sum_{Z_i \in M_i} \min_{Z_g \in M_1} \|Z - Z_g\|_2^2, \quad (29)$$

$$IoU(M_1, M_g) = \frac{|M_1 \cap M_g|}{|M_1 \cup M_g|}, \quad (30)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{Z_i \in M_1} |Z_i - Z_g|, \quad (31)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{Z_i \in M_1} (Z_i - Z_g)^2}, \quad (32)$$

式中: M_1 为通过本文算法获得的曲面, M_g 为通过激光三角法获得的真实曲面, Z_i 为曲面内任一点的高度值, Z_g 为真实曲面内对应点的高度值。其中, CD 用于计算两曲面之间的空间距离, IoU 用于计算曲面相似度。取上文物体重建结果的点云数据与激光三角法获得的物体实际高度点云数据做对比, 5 组实验样品测量指标结果如表 5 所示。由表 5 可知, 本文所提方法的平均误差较小且相对均匀, CD 为 0.2355, IoU 为 0.6798, MAE 为 0.1108, RMSE 为 0.3016。实验结果表明: 对于较为平整的斜面与梯形面, 其重建精度最高, 而对于凹凸面与半圆面的重建误差则相对较大。这是因为基于 SLIC 分割的二次曲面拟合对平面的拟合精度比对不规则曲面的拟合精度更高, 因而可获得更贴合物体实际表面的结果。

参考文献:

- [1] WU F P, ZHU S K, YE W L. A single image 3D reconstruction method based on a novel monocular vision system[J]. *Sensors*, 2020, 20(24): 7045.
- [2] NASRULLOH A V, WILLCOCKS C G, JACKSON P T G, *et al.*. Multi-scale segmentation and surface fitting for measuring 3-D macular holes[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2018, 37(2): 580-589.
- [3] WANG Y Y, ZHANG H T, XUE J SH, *et al.*. Measurement of three-dimensional pavement morphology using binocular reconstruction improved by second-order fusion algorithm[J]. *Automation in Construction*, 2024, 157: 105152.
- [4] WANG Y Z, JIA H R, JIA P X, *et al.*. A novel algorithm for three-dimensional shape reconstruction for microscopic objects based on shape from focus[J]. *Optics & Laser Technology*, 2024, 168: 109931.

表 5 样本高度测量误差

Name of Curves	CD	IoU	MAE/(mm)	RMSE/(mm)
Convex	0.2634	0.6443	0.1150	0.2742
Trapezoidal	0.2317	0.6987	0.1050	0.2791
Angular	0.1448	0.7328	0.0882	0.2488
Semicircular	0.3163	0.6166	0.1403	0.4348
Concave	0.2215	0.7065	0.1057	0.2710
Average	0.2355	0.6798	0.1108	0.3016

4 结 论

针对双目三维重建受限于像素尺寸, 难以获取高匹配精度的问题, 本文提出一种基于插值超分辨重建的表面三维重建方法。(1)在图像预处理阶段, 基于小波变换与双直方图均衡融合的图像增强算法, 将图像低频信息进行非线性增强, 高频信息进行阈值去噪, 可有效提高图像目标物体边缘的清晰度与对比度。(2)在代价计算阶段, 基于拉格朗日与三次多项式相结合的插值超分辨算法, 提高像素密度、增加图像细节, 能有效降低高斯加权 SAD 算法的误匹配。(3)在三维表面重建阶段, 基于 SLIC 分割的曲面拟合算法, 优化异常高度数据点, 获得与实际物体表面更为贴近的高度曲面, 可降低表面重建误差。

基于所提双目表面三维重建方法进行实验, 实验结果表明: 本文方法对采集图像平均可在 2 s 内准确恢复物体高度信息。同激光三角法测量结果进行对比, 结果表明重建结果与实际高度的平均绝对误差在 $\pm 2.3\%$ 内, 平均精度达到 $\pm 110 \mu\text{m}$, 且可完整重建各种形状的物体表面, 验证了本文所提方法的有效性和实时性。

- [5] DU F, WANG K, ZHANG G J, *et al.*. Damage characteristics of coal under different loading modes based on CT three-dimensional reconstruction[J]. *Fuel*, 2022, 310: 122304.
- [6] 尹仕斌, 任永杰, 刘涛, 等. 机器视觉技术在现代汽车制造中的应用综述[J]. *光学学报*, 2018, 38(8): 11-22.
YIN SH B, REN Y J, LIU T, *et al.*. Review on application of machine vision in modern automobile manufacturing[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(8): 11-22. (in Chinese).
- [7] GUO X ZH, SHI ZH Y, YU B, *et al.*. 3D measurement of gears based on a line structured light sensor[J]. *Precision Engineering*, 2020, 61: 160-169.
- [8] SIDKI H M, AMER M. Evaluation of CMM for flatness measurements[J]. *Metrology and Measurement Systems*, 2008, 15(4): 585-593.
- [9] GUILLORY J, TRUONG D, WALLERAND J P, *et al.*. An SI-traceable multilateration coordinate measurement system with half the uncertainty of a laser tracker[J]. *Measurement Science and Technology*, 2023, 34(6): 065016.
- [10] LIN J R, XIN R K, SHI SH D, *et al.*. An accurate 6-DOF dynamic measurement system with laser tracker for large-scale metrology[J]. *Measurement*, 2022, 204: 112052.
- [11] HUANG J Q, SUN M ZH, MA J J, *et al.*. Super-resolution image reconstruction for high-density three-dimensional single-molecule microscopy[J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2017, 3(4): 763-773.
- [12] SHI CH Y, LUO X B, GUO J, *et al.*. Three-dimensional intravascular reconstruction techniques based on intravascular ultrasound: a technical review[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2018, 22(3): 806-817.
- [13] WANG ZH ZH. Robust three-dimensional face reconstruction by one-shot structured light line pattern[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2020, 124: 105798.
- [14] 张新荣, 王鑫, 玉瑶, 等. 基于转动式二维激光扫描仪和多传感器的三维重建方法[J]. *中国光学(中英文)*, 2023, 16(3): 663-672.
ZHANG X R, WANG X, WANG Y, *et al.*. 3D reconstruction method based on a rotating 2D laser scanner and multi-sensor[J]. *Chinese Optics*, 2023, 16(3): 663-672. (in Chinese).
- [15] BEVACQUA M T, SCAPATICCI R. A compressive sensing approach for 3D breast cancer microwave imaging with magnetic nanoparticles as contrast agent[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2016, 35(2): 665-673.
- [16] SUN SH L, WANG X Y, CHEN Y J. Retracted: the application value of CT three-dimensional microscope reconstruction technology in the diagnosis of cervical cancer[J]. *Scanning*, 2022, 2022: 5648195.
- [17] WANG ZH ZH, ZHOU Q, SHUANG Y C. Three-dimensional reconstruction with single-shot structured light dot pattern and analytic solutions[J]. *Measurement*, 2020, 151: 107114.
- [18] MOONEY S W J, MARLOW P J, ANDERSON B L. The perception and misperception of optical defocus, shading, and shape[J]. *eLife*, 2019, 8: e48214.
- [19] TIAN X, LIU R, WANG ZH Y, *et al.*. High quality 3D reconstruction based on fusion of polarization imaging and binocular stereo vision[J]. *Information Fusion*, 2022, 77: 19-28.
- [20] 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.
- [21] LI Y, FU Y J, ZHONG K J, *et al.*. A virtual binocular line-structured light measurement method based on a plane mirror[J]. *Optics Communications*, 2022, 510: 127974.
- [22] TSENG K K, ZHANG Y Q, ZHU Q L, *et al.*. Semi-supervised image depth prediction with deep learning and binocular algorithms[J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 92: 106272.
- [23] BOUKHTACHE S, BLAYSAT B, GRÉDIAC M, *et al.*. Alternatives to bicubic interpolation considering FPGA hardware resource consumption[J]. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, 2021, 29(2): 247-258.
- [24] 李佳星, 赵勇先, 王京华. 基于深度学习的单幅图像超分辨率重建算法综述[J]. *自动化学报*, 2021, 47(10): 2341-2363.
LI J X, ZHAO Y X, WANG J H. A review of single image super-resolution reconstruction algorithms based on deep learning[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(10): 2341-2363. (in Chinese).
- [25] 刘艳, 李庆武, 霍冠英, 等. 结合局部二进制表示和超像素分割求精的立体匹配[J]. *光学学报*, 2018, 38(6): 0615003.
LIU Y, LI Q W, HUO G Y, *et al.*. Local binary description combined with superpixel segmentation refinement for stereo

- matching[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(6): 0615003. (in Chinese).
- [26] 冯维, 徐仕楠, 王恒辉, 等. 逐像素调制的高反光表面三维测量方法[J]. *中国光学*, 2022, 15(3): 488-497.
FENG W, XU SH N, WANG H H, *et al.*. Three-dimensional measurement method of highly reflective surface based on per-pixel modulation[J]. *Chinese Optics*, 2022, 15(3): 488-497. (in Chinese).
- [27] 吴福培, 余冠霖, 乐聪, 等. 微型相机模组贴装过程画胶表面三维测量方法[J]. *光子学报*, 2022, 51(4): 0412006.
WU F P, YU G L, LE C, *et al.*. Three-dimensional measurement method of glue surface during the mounting process of micro-camera module[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2022, 51(4): 0412006. (in Chinese).
- [28] 平茜茜, 刘勇, 董欣明, 等. 基于偏振双目视觉的无纹理高反光目标三维重构[J]. *红外与毫米波学报*, 2017, 36(4): 432-438.
PING X X, LIU Y, DONG X M, *et al.*. 3-D reconstruction of textureless and high-reflective target by polarization and binocular stereo vision[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2017, 36(4): 432-438. (in Chinese).

作者简介:



刘宇豪(1999—),男,重庆人,硕士,工程师,2024年于汕头大学机械工程专业获得硕士学位,现就职于联得自动化装备股份有限公司,担任视觉工程师。研究方向:双目视觉与三维测量。E-mail: 1848266286@qq.com



吴福培(1980—),男,广西玉林人,博士,教授,2009年于华南理工大学机械工程专业获得博士学位,现就职于汕头大学机械工程系,主要研究方向为自动光学检测和3D测量。E-mail: fpwu@stu.edu.cn