

引用格式: QIAO Yu-jing, ZHANG Si-yuan, ZHAO Yu-hang. Surface Robust Reconstruction Method for High Light and Weak Textured Objects[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2019, 48(12): 1212002

乔玉晶, 张思远, 赵宇航. 高光弱纹理物体表面鲁棒重建方法[J]. *光子学报*, 2019, 48(12): 1212002

高光弱纹理物体表面鲁棒重建方法

乔玉晶^{1,2}, 张思远², 赵宇航²

(1 先进制造智能化技术教育部重点实验室, 哈尔滨 150080)

(2 哈尔滨理工大学 机械动力工程学院, 哈尔滨 150080)

摘要:为解决高光弱纹理物体表面重建时, 存在的孔洞和噪声, 及信息缺失等问题, 提出了光照补偿结合深度图像的重建方法. 结合光照方向和光照强度的参数估计, 确定高光区域并均匀光照, 再以激光点的变化轨迹修正均值漂移算法的漂移区域, 建立改进的均值漂移中心描述子, 对深度图像的噪声和孔洞进行判定并修复, 实现物体表面重建. 结果表明, 该方法既可以保持不同种类对象重建完整, 避免信息缺失, 还可减少外界环境和对象自身特征的负面影响. 通过高光弱纹理标准图片和实拍物体重建实验, 以及使用均方根误差、峰值信噪比和结构相似性等性能指标进行评价, 验证了该方法的鲁棒性和有效性.

关键词: 机器视觉; 表面重建; 光照估计; 均值漂移; 深度图处理; 高光现象; 弱纹理

中图分类号: TP391

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20194812.1212002

Surface Robust Reconstruction Method for High Light and Weak Textured Objects

QIAO Yu-jing^{1,2}, ZHANG Si-yuan², ZHAO Yu-hang²

(1 *Key Laboratory of Advanced Manufacturing and Intelligent Technology, Ministry of Education, Harbin 150080, China*)

(2 *Institute of Mechanical & Power Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China*)

Abstract: In order to solve the problems of surface reconstruction and high-light weak texture objects, such as holes and noise, and information loss, a reconstruction method of illumination compensation combined with depth image was proposed. Combined with the parameter estimation of illumination direction and illumination intensity, the highlight area was determined and uniform illumination was applied. Then the drift region of the mean shift algorithm was corrected by the change track of the laser point, and an improved mean shift center descriptor was established, and the noise and holes of the depth image were determined and repaired. Finally, the surface reconstruction of the object was achieved. The results show that the proposed method can maintain the complete reconstruction of different kinds of objects, avoid the lack of information and reduce the negative impact of the external environment and the characteristics of the object itself. The robustness and effectiveness of the proposed method are verified by the high-light weak texture standard picture and real-time object reconstruction experiments, and the performance indexes such as root mean square error, peak signal-to-noise ratio and structural similarity.

Key words: Machine vision; Surface reconstruction; Illumination estimation; Mean shift; Depth map processing; Highlight phenomenon; Weak texture

OCIS Codes: 120.6650; 150.2945; 100.3010; 110.6880; 200.3050

基金项目: 国家自然科学基金(No.51675142)

第一作者: 乔玉晶(1972-), 女, 教授, 博士, 主要研究方向为机器视觉. Email: qiaoy.j@hrbust.edu.cn

收稿日期: 2019-06-05; 录用日期: 2019-08-30

<http://www.photon.ac.cn>

0 引言

在工业生产中,一些复合材料制品由于自身弹性变形较大,经过夹具装夹会产生较大的形变,而数控加工机床依旧按照理想路线加工,在后续的装配中就会产生装配误差^[1-2].为了保证装配质量,需要对材料加工区域进行在线非接触检测,现有非接触在线检测方法主要有利用激光扫描仪和基于机器视觉的图像重建方法^[3].激光扫描检测法的主要缺点是效率低,检测精度难以满足加工精度要求.基于机器视觉图像重建方法具有在线非接触检测的高精度、快速和信息完整等特点,对复合材料加工的在线检测有很大的优势^[4-5].但很多工业产品如亚克力浴缸、合金车体外壳等,在图像的采集过程中,由于受到待加工表面自然光分布不均匀的影响,会产生大量的镜面反射,这种现象称之为高光.同时,上述待加工表面纹理较弱,而工业相机无法重建出弱纹理表面^[6].高光和弱纹理均可导致图像重建不完整,无法实现高精度形貌检测.

为解决上述问题,文献[7]采用决策树算法解决水面高光现象难以检测的问题,但是因水面部分图像重叠导致信息缺失.全思博等^[8]提出一种基于逐级阈值和动态模板高光识别与去除方法,有效识别并修复车间图像的地面高光区,同时可以保证实时性,不足之处在于一些特征误匹配的问题难以解决.文献[9]提出了基于多光谱偏振的三维重构方法,可去除目标的高光,提高三维重建精度.但其方法依赖于天顶角和折射率的估计,只能应用在偏光无纹理的对象上.

杜英魁等^[10]采用双目视觉稠密视差鲁棒估计方法进行弱纹理物体重建,重建后物体原始形状不能得到保证.林义闯等^[11]采用多种硬件系统相协调的模式,通过机器人搭载双目相机或者扫描仪,主动恢复了弱纹理的三维场景.该方法的优点是以机器人作为载体,可以很大程度上抵抗外界环境的干扰,但是对于带有高光图像处理效率较差,且多种设备搭建会形成系统误差累积.文献[12]改进了置信度传播方法,文献[13]改进了运动恢复结构(Structure From Motion, SFM)等传统算法,减小了算法复杂度.然而该方法只适用于单连通图像,对于含有高光的多连通图像,算法鲁棒性不足.文学东等^[14]提出融合多源特征的重建方法,提高了对建筑物模型的重建精度.

研究可知,兼具弱纹理和高光物体的图像重建很难做到二者兼顾,然而为保证复合材料加工时视觉在线检测的精确性,必须同时解决上述两种问题,才能得到良好的表面重建效果.本文提出一种结合均光图像和深度图像的重建方法,首先由光参数估计得到光源位置和强度,对高光物体进行光照补偿,得到均光图像,获得物体表面特征信息;利用深度相机拍摄激光点阵投射的物体表面,提出改进的均值漂移算法,降低噪声并填充孔洞,得到平滑的弱纹理深度图像,获取物体的深度信息;最后将均光图像与平滑弱纹理深度图像进行信息结合,实现对高光弱纹理表面物体的鲁棒性重建.

1 基于朗伯模型的光参数估计及光照补偿

对高光区域处理的主要目的是实现物体表面的均匀光照,为实现均匀光照,首先要估计光照方向和强度参数,建立拍摄物体与光源之间的关系,然后再对高光区域进行光照强度均衡化.

1.1 局部光照方向估计

物体实际表面反射情况较为复杂,为确保相关算法的实现更加简洁,采用朗伯模型作为基础光学模型.图1为朗伯光学反射模型示意图.首先在球面坐标下,估计出光源方向的方位角 τ 和倾角 δ .

设物体表面点法矢量的方位角为 $\alpha = \alpha(x, y)$,倾角为 $\beta = \beta(x, y)$,可得灰度反射图方程^[15]为

$$\begin{aligned} R(p, q) = \mathbf{n} \cdot \mathbf{s} &= \cos \tau \sin \delta \cos \alpha \sin \beta + \\ &\sin \tau \sin \delta \sin \alpha \sin \beta + \cos \delta \cos \beta = \\ &\cos(\alpha - \tau) \sin \beta \sin \delta + \cos \beta \cos \delta \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{n} = [n_x, n_y, n_z] = [\cos \alpha \sin \beta, \sin \alpha \sin \beta, \cos \beta]$,为物体表面的点单位法矢量, $\mathbf{s} =$

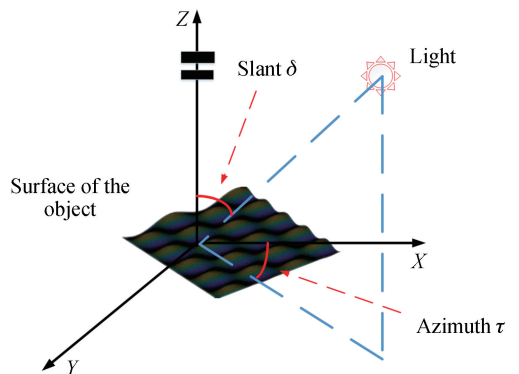


图1 朗伯光学反射模型

Fig.1 Lambertian optical reflection model

$[s_x, s_y, s_z] = [\cos \tau \sin \delta, \sin \tau \sin \delta, \cos \delta]$, 为光源方向的单位法矢量, p 和 q 分别为被拍摄物体区域沿 x 和 y 轴的斜率. 式(1)描述了物体曲面朝向与光源亮度之间的关系.

由于单一通过反射图方程无法直接求解, 为了获取方位角 τ , 取 Ω 为球坐标空间, 对灰度反射图进行多次不同方向的求导, 以所取方向中的邻域点作为参照, 得到反射图中 x 与 y 方向样本点的均值之比. 故方位角 τ 可由式(2)求出, 其中 $R_{xy}\{\}$ 即为反射图中沿 x 和 y 方向上点的均值.

$$\tau = \arctan \left\{ R_{xy} \left\{ \frac{x_i}{\sqrt{x_i^2 + y_i^2}} \right\} \middle/ R_{xy} \left\{ \frac{y_i}{\sqrt{x_i^2 + y_i^2}} \right\} \right\} \quad (2)$$

设物体表面点法矢量的方位角 α 和倾角 β 相互独立, 然后分别求灰度反射图方程的一阶和二阶中心矩, 得到

$$\begin{cases} \bar{E} = \iint_{\Omega_{\alpha, \beta}} E(\alpha, \beta) P(\alpha, \beta) d\alpha d\beta \\ \bar{E}^2 = \iint_{\Omega_{\alpha, \beta}} E^2(\alpha, \beta) P(\alpha, \beta) d\alpha d\beta \end{cases} \quad (3)$$

式中, $P(\alpha, \beta)$ 为物体表面点法矢量的方位角 α 和倾角 β 联合概率密度, 由式(3)可知, \bar{E} 、 \bar{E}^2 都只是 δ 的函数, 令 $f(\delta) = \frac{\bar{E}}{\sqrt{\bar{E}^2}}$, 则 $f(\delta)$ 单调递减, 故 δ 可由式(3)直接估计出.

1.2 光照强度估计及光照补偿方案

1.2.1 光照强度估计

由 Retinex 理论可知, 原始图像 $F(x, y)$ 可以看作像素位置 (x, y) 处拍摄物体反射率 $R(x, y)$ 与光照强度 $L(x, y)$ 的结合.

$$F(x, y) = R(x, y) \times L(x, y) \quad (4)$$

实际计算中, $L(x, y)$ 为光源强度, \mathbf{R}' 为所要拍摄的物体的反射率与表面点法向量的乘积, 反射率取值范围在 $0 \sim 1$ 之间, 可由式(5)得到

$$\mathbf{R}' = \frac{(c_1 - c_2)^2}{(c_1 + c_2)^2} \cdot \mathbf{n} \quad (5)$$

式中, c_1 和 c_2 为拍摄物体真空折射率, \mathbf{n} 为式(1)中物体表面单位法矢量. 可将式(4)取对数变形为

$$\log L(x, y) = \log F(x, y) - \log \|\mathbf{R}'\| \quad (6)$$

由式(6)可以看出, 从一幅原始图像中, 经过对数变换并减掉反射分量, 并将结果进行反变换, 可以得到光照分量, 从而完成当前光源处的光照强度 L 的标定. 通常工业加工下照度要求的范围为 $500 \sim 1\,000$ lx, 若估计得到的 L 值不在此范围, 则作为随机误差舍弃.

1.2.2 光照补偿解决方案

将式(2)、(3)、(6)所估计出的方位角 τ 、倾角 δ 和光照强度 L 作为解决高光图像的三个影响因子. 其中由方位角 τ 和倾角 δ 确定光源位置, 使得物体感光更均匀. 光源的发光强度为 L 时, 高光现象得到很好的改善.

利用光照估计进行光照补偿时, 首先将待测物体的高光区域分九个方向取样并进行光照方向估计, 然后将光照方向的估计值作为修正的光源位置, 并将光照强度估计值生成点集, 较大数值点集视为高光区域, 将此区域的光照强度进行削弱并做均值处理; 较小数值点集视为弱光区域, 将此区域的光照强度进行增强并做均值处理, 通过上述处理后的光照强度调整光源, 得到光照均匀的物体图片.

以工业 CCD 相机所拍摄高光水杯图像为例, 对所提方法进行补充说明. 表 1 为瓷水杯局部高光区域的光照方向参数 (τ 、 δ) 估计值, 图 2 为水杯光照补偿的照片前后效果以及部分区域像素灰度值在补偿前后的变化情况. 可以看出, 在所估计的光照位置放置光源来重新拍摄图片, 瓷水杯的高光现象被明显抑制, 其中所取的部分区域的灰度值在光照补偿后变化十分明显.

表 1 光参数方位角、倾角估计值(单位:度)

Table 1 Optical parameter azimuth and inclination estimation (Unit: degree)

Direction	Top left	Top right	Left	Central	Right	Bottom	Bottom right
τ	118.60	90.53	106.0	96.26	29.22	110.01	67.04
δ	89.38	86.52	86.52	75.37	85.37	75.06	96.83

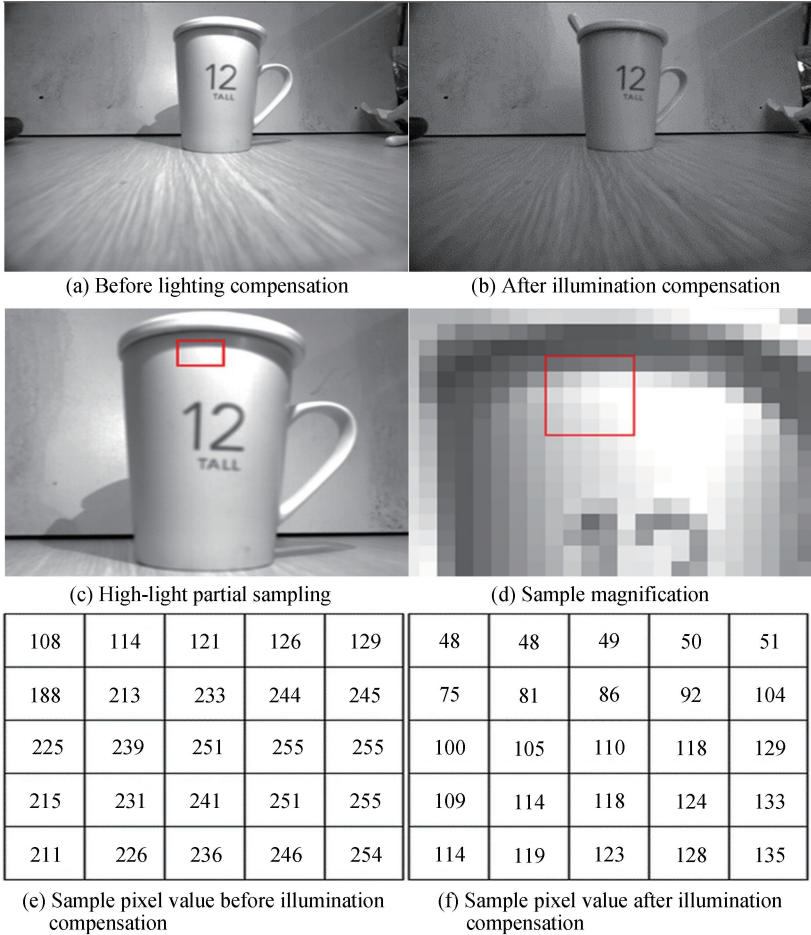


图 2 瓷水杯在均光处理前后的图片对照, 取样过程和像素变化

Fig.2 Picture comparison, sampling process and pixel change of porcelain cup before and after homogenizing treatment

2 弱纹理物体平滑深度图获取

为解决弱纹理物体的深度图像含有孔洞和噪声问题, 首先建立基于激光点投射改进的均值漂移区域描述子, 然后将深度图中产生孔洞和噪声区域进行填充和去噪处理, 得到完整平滑的深度图。

2.1 激光点修正的漂移算法及描述子建立

传统的均值漂移算法是一种基于密度梯度上升的非参数方法, 其含义是利用漂移向量从已知区域中的位置点找到目标在下一个区域中的目标位置点(如图 3)。如式(7)~(9)所示, $G(x)$ 为高斯核函数, $\omega(x_i)$ 为权重, h 为带宽, x 为中心点, x_i 为带宽范围内的点, n 为带宽范围内的点的数量, M_h 为引入核函数状态下的漂移均值, ϵ 为漂移区域中点间最小距离。均值漂移算法需要从梯度最大的区域中选择起点, 通过交叉验证法^[16]选择带宽 h 并建立漂移区域, 在此区域中进行漂移迭代, 当漂移向量的位移小于 ϵ 时,

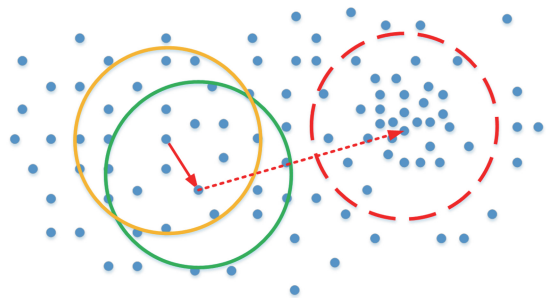


图 3 传统均值漂移算法示意图

Fig.3 Schematic diagram of traditional mean shift algorithm

触发停止条件,漂移结束.

$$M_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i G(\| \frac{x-x_i}{h} \|^2) \omega(x_i)}{\sum_{i=1}^n G(\| \frac{x-x_i}{h} \|^2) \omega(x_i)} - x \quad (7)$$

$$x_{i+1} = M_h + x_i \quad (8)$$

$$\| M_h - x \| \leq \epsilon \quad (9)$$

该算法的缺陷是在迭代过程中存在局部最优问题,在背景复杂或者物体本身存在自遮挡的情况下拍摄深度图像会遇到鞍点(图 4(a)),使得算法陷入局部最小值(图 4(b)),提前触发停止条件.为解决此问题,引入新的目标位置变化的预测机制,采用激光点群作为特征约束来改变传统均值漂移算法的漂移区域.激光点群的规律变化如图 5.

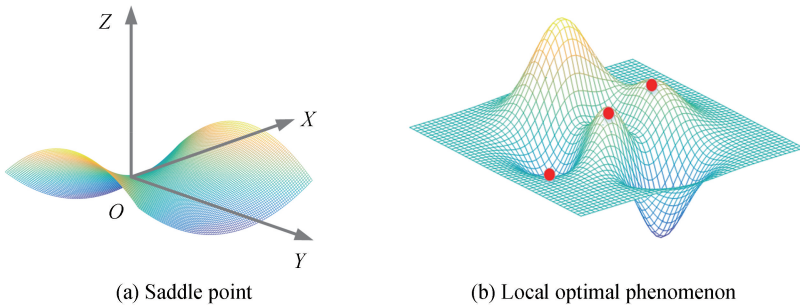


图 4 传统均值漂移算法缺陷
Fig.4 Traditional mean shift algorithm defect

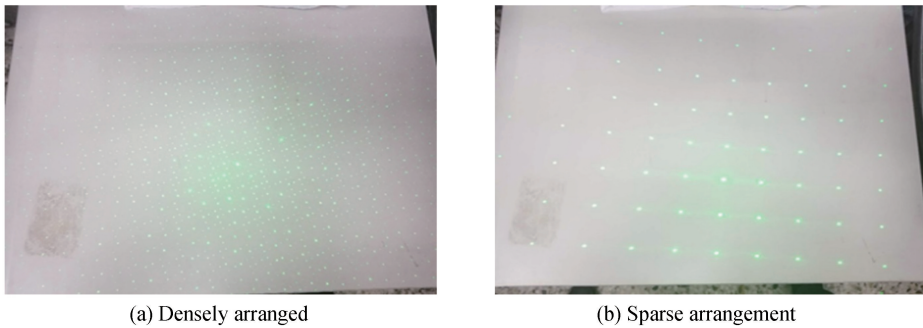


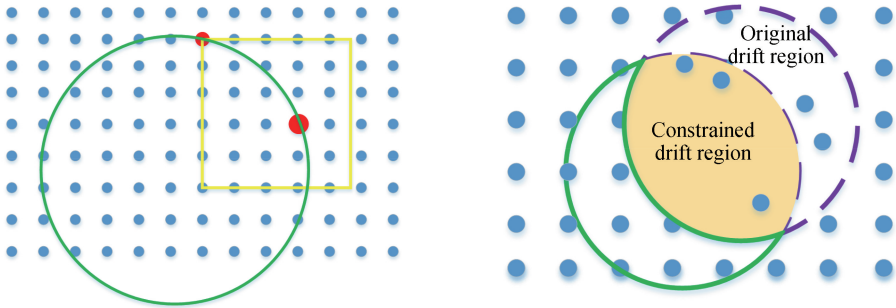
图 5 激光点投射变化情况
Fig.5 Laser spot projection changes

可以看出,激光点群分为密集排列和稀疏排列,二者之间可以自由切换,且中间点群相比四周点群更大.如图 6(a),将较亮的点群命名为强点群(红色),将较暗的点群称为弱点群(黄色).点群的变换原理是通过点阵片的转动带来点的移动,当点的密度变化时,激光点群的轨迹符合圆弧规律,且强点群的圆弧轨迹始终经过弱点群形成的正方形的顶点.将强点群的轨迹作为新的约束,变更原有均值漂移算法的漂移区域如图 6(b),可以减少传统算法中局部最优情况的发生.具体方案如下:

1) 令点群在深度图像平面坐标为 (u_i, v_i) ,将其转化为极坐标 $\begin{cases} u_i = \beta(a_i + r \cos \theta) \\ v_i = \beta(b_i + r \sin \theta) \end{cases}$,式中, i 为激光器点阵上的第 i 个点, r 为圆半径, θ 为极角, a, b 为圆心偏移值,由激光器点阵片构造及点群强弱而定, β 为误差补偿系数.同时,通过点群间距不同来选取权重 ω ,根据实际测量,采用的激光器中,强点群与弱点群间距之比为 $\sqrt{2}$ 或 2,可据此比例将 ω 作适当调整.

2) 将该变换带入式(7),则

$$\begin{cases} u_i = \frac{\sum_{i=1}^n \beta(a_{i-1} + r \cos \theta) g \left(\left\| \frac{\beta(a_i + r \cos \theta) - \beta(a_{i-1} + r \cos \theta)}{h} \right\|^2 \right) \omega(u_{i-1})}{\sum_{i=1}^n g \left(\left\| \frac{\beta(a_i + r \cos \theta) - \beta(a_{i-1} + r \cos \theta)}{h} \right\|^2 \right) \omega(u_{i-1})} \\ v_i = \frac{\sum_{i=1}^n \beta(b_{i-1} + r \sin \theta) g \left(\left\| \frac{\beta(b_i + r \sin \theta) - \beta(b_{i-1} + r \sin \theta)}{h} \right\|^2 \right) \omega(v_{i-1})}{\sum_{i=1}^n g \left(\left\| \frac{\beta(b_i + r \sin \theta) - \beta(b_{i-1} + r \sin \theta)}{h} \right\|^2 \right) \omega(v_{i-1})} \end{cases}, \theta \in \left(0, \frac{\pi}{2}\right)$$



(a) Schematic diagram of the strength of the point group (b) Strong point group trajectory constrained drift region

图 6 激光点对均值漂移的算法影响
Fig.6 Influence of laser point group on mean shift algorithm

整理得

$$\begin{cases} u_i = \frac{\sum_{i=1}^n \beta(a_{i-1} + r \cos \theta) g \left(\left\| \frac{\beta(a_i - a_{i-1})}{h} \right\|^2 \right) \omega(u_{i-1})}{\sum_{i=1}^n g \left(\left\| \frac{\beta(a_i - a_{i-1})}{h} \right\|^2 \right) \omega(u_{i-1})} \\ v_i = \frac{\sum_{i=1}^n \beta(b_{i-1} + r \sin \theta) g \left(\left\| \frac{\beta(b_i - b_{i-1})}{h} \right\|^2 \right) \omega(v_{i-1})}{\sum_{i=1}^n g \left(\left\| \frac{\beta(b_i - b_{i-1})}{h} \right\|^2 \right) \omega(v_{i-1})} \end{cases}, \theta \in \left(0, \frac{\pi}{2}\right) \quad (10)$$

3) 令 $\beta(a_{i-1} + r \cos \theta)$ 为 φ , $\beta(b_{i-1} + r \sin \theta)$ 为 ψ , $g \left(\left\| \frac{\beta(a_i - a_{i-1})}{h} \right\|^2 \right)$ 为 A , $g \left(\left\| \frac{\beta(b_i - b_{i-1})}{h} \right\|^2 \right)$ 为 B , 则式(8)简化为

$$\begin{cases} u_i = \frac{\sum_{i=1}^n \varphi A \omega(u_{i-1})}{\sum_{i=1}^n A \omega(u_{i-1})} \\ v_i = \frac{\sum_{i=1}^n \psi B \omega(v_{i-1})}{\sum_{i=1}^n B \omega(v_{i-1})} \end{cases} \quad (11)$$

式(11)即为改进的均值漂移区域中心描述子。如图 7 所示, 利用新的描述子在进行漂移的过程中, 当遇到局部最小值时, 由于添加新的激光点约束, 原来应该指向鞍点的漂移向量发生了偏移, 越过了鞍点, 避免了局部最优的发生, 使得均值漂移算法顺利运行, 得到特征完整的弱纹理深度图像。

2.2 深度图孔洞和噪声的判定及处理

对于多元参数变量, 当各变量之间相关性未知时, 通常采用完全型带宽矩阵进行核密度估计, 完全型带宽矩阵可采用平滑交叉估计法^[17]计算得到。在得出改进的均值漂移区域中心描述子后, 代入式(9)进行均值漂移并将深度图进行处理, 均值漂移处理的判定条件为

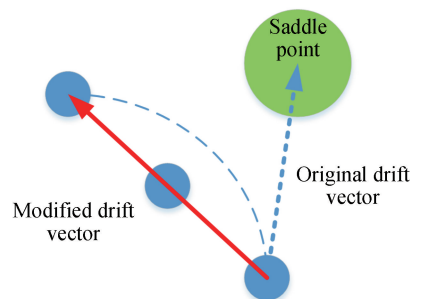


图 7 漂移描述子功能示意图
Fig.7 Drift description subfunction diagram

$$\tilde{f}(Z) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{Z - z_i}{h}\right) \quad (12)$$

式中, Z 为 d 维空间随机变量, $\int_{R^d} K(Z) dZ = 1$. 将获得的 $\tilde{f}(Z)$ 作为噪声尺度标准差阈值 S_{td} , 点集中所有点与其邻域的距离大于 $\mu + \sigma \cdot S_{td}$, 将此区域视为噪声点并过滤, 若距离小于 $\mu - \sigma \cdot S_{td}$, 则将其区域视为孔洞, 采用最小二乘修补的方法进行孔洞填充. 其中 μ 代表估计的平均距离, σ 代表标准差. 通过上述去噪与填充处理, 所获取的深度图像完整平滑.

3 高光弱纹理物体重建实验

为了检测本文方法对含有高光弱纹理物体的重建效果, 采用标准测试图片重建实验和实拍物体重建实验来说明方法效果. 实验设备有大恒工业 CCD 相机、Kinect2.0 深度相机等, 计算机主要配置为酷睿 i5-2450m CPU, 2.5 GHz 主频, 8 GB 内存, 64 位 Win7 操作系统. 软件环境为 Visual Studio 2017 平台, OpenCV3.4、PCL1.8、VTK7.0 等运行库.

3.1 标准测试图片重建实验

采用立体视觉标准测试图像 (Tsukuba) 作为实验图像, 并以图像中高光弱纹理雕像作为重建对象. 在式 (12) 的判定下, 图 8(a) 圆圈处表示孔洞区域, 方块处表示噪声区域. 图 8(b) 为经过平滑操作后的深度图像, 可以看出孔洞和噪声都得到了良好的处理. 将本文算法与立体视觉 GC 算法, 文献 [10] 中双目视觉稠密视差匹配算法进行重建效果对照. 结果如图 9 所示 (为表达直观, 重建时适当滤掉背景). 表 2 为三者整体算法耗时的实测参考值.

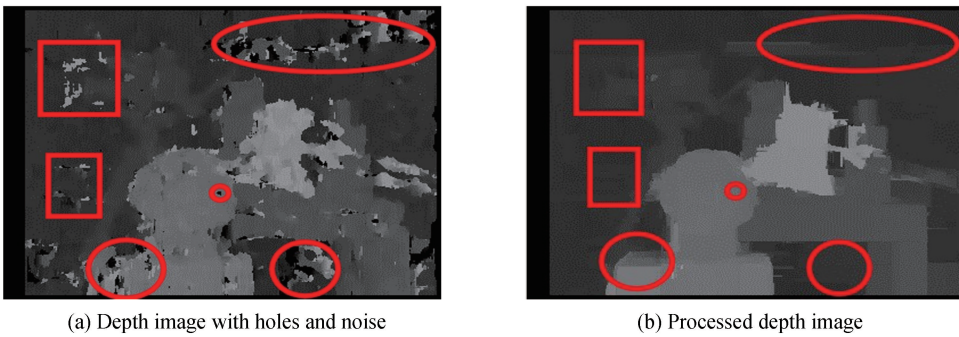
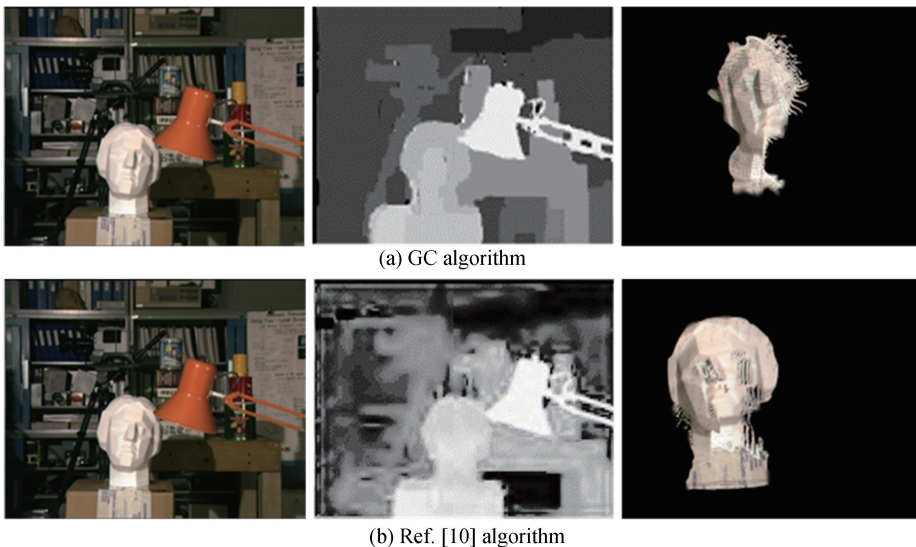
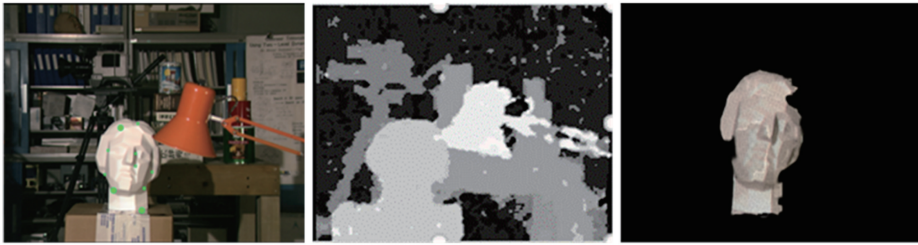


图 8 深度图平滑处理前后比较示意图

Fig.8 Schematic diagram of before and after comparison of depth map smoothing





(c) Algorithm of this paper

图9 Tsukuba 图片的原图、深度图、重建图比较

Fig.9 Comparison of original images, disparity maps and reconstruction maps of Tsukuba images

表2 不同方法下标准测试图片重建实验算法耗时参考

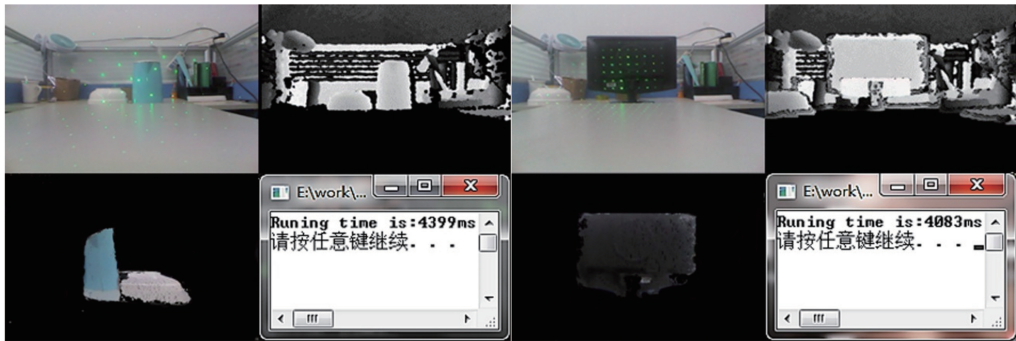
Table 2 Time-consuming reference for standard test image reconstruction experiment algorithm under different methods

The name of algorithm	Image size/pixel	Time consuming/ms
GC algorithm	384×288	2 272
Ref. [10] algorithm	384×288	1 702
Algorithm of this paper	384×288	1 878

由实验结果可以看出,与对照组相比,本文方法基本保留大多数原物体特征,重建效果比其他两种双目视觉重建方法更加有效,且算法耗时相近.

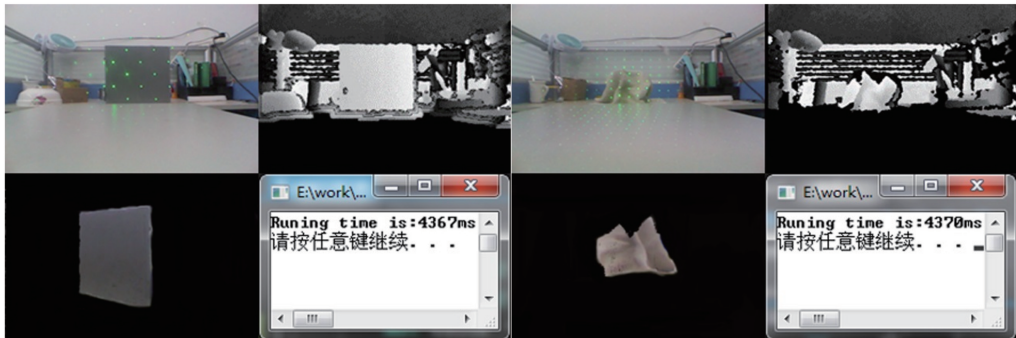
3.2 实拍物体重建实验及结果分析

选择水壶、陶瓷碗等高光弱纹理物体作为拍摄对象,实验中自主搭建实验平台.由于室内环境与室外相比,物体的弱纹理及高光特征更加明显,且激光器投射较为方便,所以选择在室内拍摄.首先使用本文方法,用工业 CCD 相机得到均光图片,然后使用 Kinect 相机结合本文方法得到完整深度图,最后二者结合实现表面重建.实验结果如图 10(每组分别为激光投射后图片、本文方法处理后的深度图、局部重建图和算法耗时图),可以看出,本文方法针对不同种类的弱纹理及高光特征物体,可以进行完整的表面重建,体现出了算法的良好鲁棒性.算法耗时基本稳定,符合工业测量需求.由于实拍物体重建实验中的环境、条件和对象与其他文献均有差异,关于算法耗时的对比价值较小,故不在此进行比较.



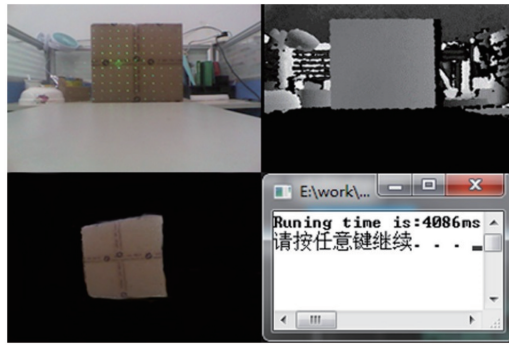
(a) Plastic kettle and ceramic bowl

(b) Plastic monitor back



(c) Metal case

(d) Towel

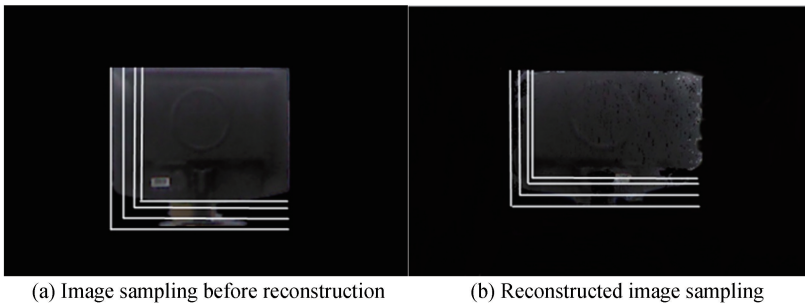


(e) Paper box

图 10 实拍图片重建效果

Fig.10 Real shot image reconstruction effect

为更加客观地评价实验结果,选用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、峰值信噪比(Peak Signal-To-Noise Ratio, PSNR)、结构相似性(Structural Similarity Index, SSIM)作为评价指标.图 11 所示的示意图是以显示器重建为例,在缩放比相同、DPI 一致的情况下,在重建前后两幅图像中的相同位置进行长度和宽度取样,作均方根误差计算.显示器的样本尺寸值如图 12 所示(单位 mm),可以看出重建后图像误差在 1 mm 左右,基本接近原图像,计算出的 RMSE 值与文献[18]和文献[19]的方法作对比,如图 13 所示,PSNR 和 SSIM 值与文献[7]和文献[19]的方法作对比,如图 14 所示.



(a) Image sampling before reconstruction

(b) Reconstructed image sampling

图 11 显示器背面的尺寸取样示意图

Fig.11 Sampling of dimensions on the back of the monitor

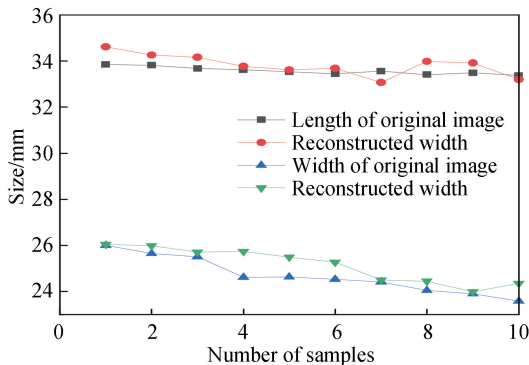


图 12 显示器重建前后的样本尺寸值

Fig.12 Sample size values before and after monitor reconstruction

由图 13 中 RMSE 的评价可以看出,本文方法相比较其他文献的方法,重建质量更好,能够更加准确地描述出弱纹理特征.从图 14 中 PSNR 和 SSIM 的评价中可以看出,本文方法比其他文献方法保留了更多的原始物体信息,但是铁柜和纸箱的 RMSE 值要比显示器大很多,说明实验所用相机存在较大的横向畸变,未来需要进一步优化.

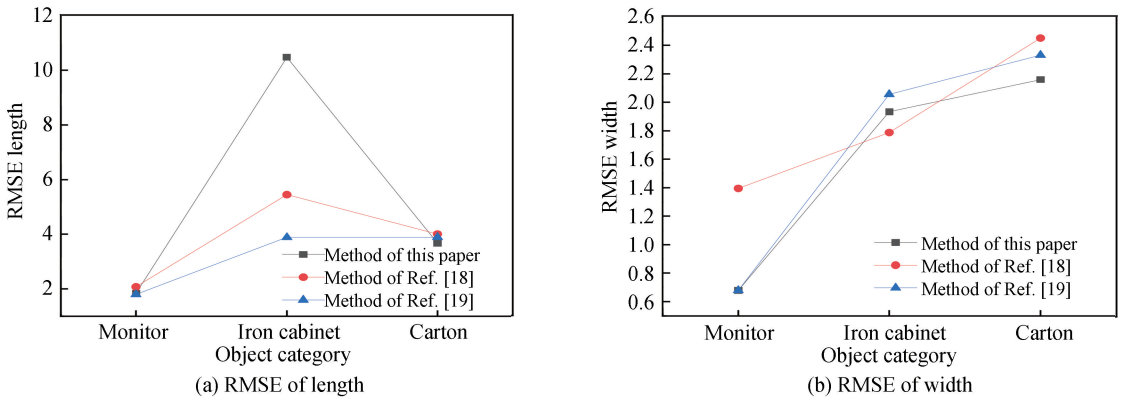


图 13 各方法 RMSE 性能评价

Fig.13 RMSE performance evaluation of each method

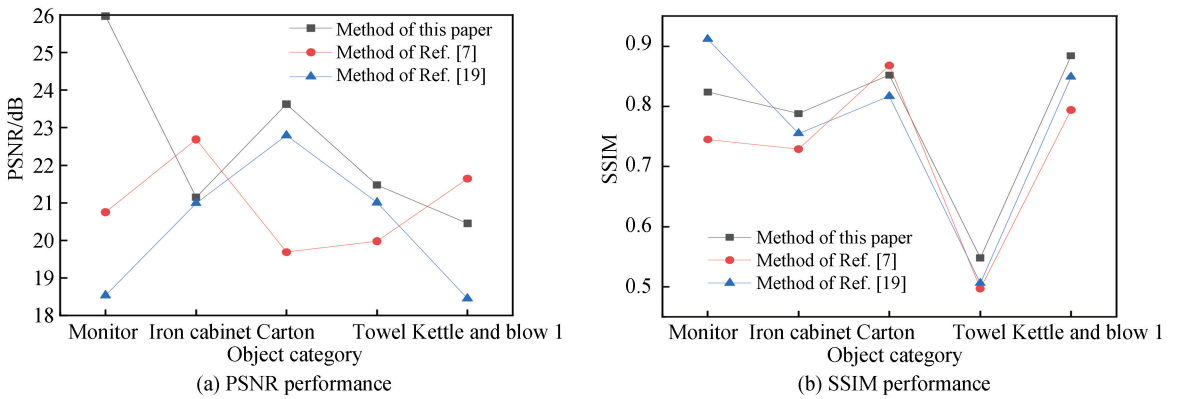


图 14 各方法 PSNR 和 SSIM 性能评价

Fig.14 PSNR and SSIM performance evaluation of each method

4 结论

本文提出光照补偿结合改进的均值漂移算法,解决了高光弱纹理物体表面重建时产生的孔洞、噪声及信息缺失的问题.通过光照参数估计确定高光区域并均匀光照,获取均光图像,然后利用激光点规律修正均值漂移算法,建立描述子并对深度图像进行孔洞噪声判定,获取物体深度图像,最后通过上述两种图像实现表面重建.通过多种物体和方法的实验对比,反映出本文方法良好的鲁棒性和有效性,而且在室内重建效果更加出色.但是,由于本文算法的时间复杂度较高,后期会考虑改进实验平台架构,提高重建质量,并考虑使用 GPU 加速等方式,提高整体重建速度.

参考文献

- [1] NICO S, MARCO T, WENJEL J, *et al.* Field-aligned online surface reconstruction[J]. *Acm Transactions on Graphics*, 2017, **36**(4): 77.
- [2] KIM H, KIM H. 3D reconstruction of a concrete mixer truck for training object detectors [J]. *Automation in Construction*, 2018, **88**: 23-30.
- [3] ZHOU Yun-feng, XU Liang, LI Hai-feng, *et al.* Tomographic 3D display and imaging optimization[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2018, **47**(6): 0610003.
周云峰,徐良,李海峰,等. 多层光场三维显示及其图像计算的优化[J]. 光子学报, 2018, **47**(6): 0610003.
- [4] YANG L, LI E, LONG T, *et al.* A welding quality detection method for arc welding robot based on 3D reconstruction with SFS algorithm[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2018, **94**(1-4): 1209-1220.
- [5] MOHSEN M D, SAEID N, ROBERT D H. Fast vision-based catheter 3D reconstruction[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2016, **61**(14): 5128-5148.
- [6] LIU Xing-ming, CAI Tie, LI A-meng, *et al.* Texture reconstruction method for complex free-form shapes[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2017, **46**(6): 0612003.
刘星明,蔡铁,李阿蒙,等. 对复杂自由曲面的纹理重建方法[J]. 光子学报, 2017, **46**(6): 0612003.

- [7] YAN Li, ZHOU Jian-tong. A method for automatic water high light detection and removal in single UAV image[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, **43**(10): 1511-1517+1602.
闫利,周建彤. 单张无人机影像水体高光自动检测与补偿方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, **43**(10):1511-1517+1602.
- [8] QUAN Si-bo, LI Wei-guang. Influence and elimination of moving highlight on three-dimensional scene reconstruction[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, **25**(7): 1900-1908.
全思博,李伟光. 移动高光对三维场景重建的影响与消除[J]. 光学 精密工程, 2017, **25**(7):1900-1908.
- [9] HAO Jing-lei, ZHAO Yong-qiang, ZHAO Hai-meng, et al. 3D reconstruction of high-reflective and textureless targets based on multispectral polarization and machine vision[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018, **47**(6): 816-824.
郝婧蕾,赵永强,赵海盟,等. 偏振多光谱机器视觉的高反光无纹理目标三维重构方法[J]. 测绘学报, 2018, **47**(6):816-824.
- [10] DU Ying-kui, LIU Cheng, TIAN Dan, et al. Robust estimation method for dense disparity of binocular vision under textureless environment[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, **25**(4): 554-562.
杜英魁,刘成,田丹,等. 弱纹理环境双目视觉稠密视差鲁棒估计方法[J]. 光学 精密工程, 2017, **25**(4):554-562.
- [11] LIN Yi-min, LV Nai-guang, LOU Xiao-ping, et al. Robot vision system for 3D reconstruction in low texture environment[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, **23**(2): 540-549.
林义闽,吕乃光,娄小平,等. 用于弱纹理场景三维重建的机器人视觉系统[J]. 光学 精密工程, 2015, **23**(2):540-549.
- [12] JIANG Hua-qiang, CAI Yong, ZHANG Jian-sheng, et al. Research on 3D reconstruction algorithm based on improved SFM[J]. *Application of Electronic Technique*, 2019, **45**(2): 88-92.
蒋华强,蔡勇,张建生,等. 基于改进 SFM 的三维重建算法研究[J]. 电子技术应用, 2019, **45**(2):88-92.
- [13] WEN Pei-zhi, LEI Yong-qing, SUN Meng-long. Defective hole identification and hole-filling for 3d reconstruction mesh models[J/OL]. *Application Research of Computers*, 1-7(2019-03-05)[2019-07-19]. <https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2018.09.0773>.
温佩芝,雷永庆,孙梦龙. 三维重建网格模型的缺陷孔洞识别与修复方法[J/OL]. 计算机应用研究:1-7(2019-03-05)[2019-07-19].<https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2018.09.0773>.
- [14] WEN Xue-dong, CHEN Wei-min, XIE Hong, et al. A method for building model reconstruction based on multi-source feature fusion[J/OL]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, **44**(5): 731-736+764
文学东,陈为民,谢洪,等. 一种融合多源特征的建筑物三维模型重建方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, **44**(5):731-736+764.
- [15] ZHENG Q, CHELLAPPA R. Estimation of illuminant direction, albedo, and shape from shading [C]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **13**(7): 680-702.
- [16] CHEN Gang, YAN Fei, GONG Xiao, et al. State estimate based on parameter-optimized least square support vector machines[J]. *Power System Protection and Control*, 2011, **39**(19): 83-88.
陈刚,闫飞,龚啸,等. 基于参数优化的最小二乘支持向量机状态估计方法[J]. 电力系统保护与控制, 2011, **39**(19):83-88.
- [17] DONG Jun, ZENG Yong-ping, SHAN De-shan. Seismic fragility analysis of railway bridge using kernel density estimation[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2018, **50**(3): 109-117.
董俊,曾永平,单德山. 核密度估计的桥梁结构地震易损性分析[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2018, **50**(3):109-117.
- [18] GAO Zhan-yu, GU Ying-ying, LV Yao-yu, et al. Face reconstruction fused with generic morphable model[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, **26**(1): 184-192.
高瞻宇,顾莹莹,吕耀宇,等. 融合通用形变模型信息的面部三维重建[J]. 光学 精密工程, 2018, **26**(1):184-192.
- [19] ZHANG Hong-tao, CHANG Yan, TAN Lian, et al. Three-dimensional reconstruction of wheat grain images based on z-axis weight[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, **39**(3): 0310001.
张红涛,常艳,谭联,等. 基于 z 轴权重的麦粒图像三维重建[J]. 光学学报, 2019, **39**(3):0310001.