

基于光度立体技术的三维形状重构

苗绘翠, 王吉华⁺, 张全英

(山东师范大学 信息科学与工程学院, 山东 济南 250358)

摘要:为实现复杂光环境下目标物体的准确三维重构, 增加光度立体技术应用的灵活性, 提出一种基于光度立体技术的改进算法来估算物体表面的反照率和三维形状。需要通过标定球校准出光源系统的方向参数, 利用球谐模型代替朗伯表面模型, 计算目标物体表面的反射率和法向量, 基于全局积分算法, 由法向量恢复物体表面的三维形状信息。比较传统光度立体技术的实现策略, 该方法具有误差小、鲁棒性好的优点。

关键词:光度立体; 球谐模型; 法向量; 表面梯度; 三维形状重构

中图分类号: TP391.41 **文献标识号:** A **文章编号:** 1000-7024 (2019) 02-0473-05

doi: 10.16208/j.issn1000-7024.2019.02.030

Three-dimensional shape reconstruction based on PMS technology

MIAO Hui-cui, WANG Ji-hua⁺, ZHANG Quan-ying

(School of Information Science and Engineering, Shandong Normal University, Jinan 250358, China)

Abstract: An improved algorithm based on photometric stereo technology was proposed to estimate the albedo and the shape of the object surface for realizing the accurate 3D reconstruction of the target object in the complex light environment and increasing the flexibility of the application of the photometric stereo technology. The direction parameters of the light source system needed to be calibrated by calibrating the ball. The albedo and normal vectors of the object surface were calculated using the spherical harmonic model instead of the Lambert surface model. The 3D shape information of the surface was recovered from the normal vector based on the global integration algorithm. The method has the advantages of small error and good robustness compared with the implementation strategy of traditional photometric stereo technology.

Key words: photometric stereo; spherical harmonic model; normal vector; surface gradient; 3D shape reconstruction

0 引言

传统的光度立体视觉技术 (photometric stereo, PMS)^[1-4] 首先假设光源在无限远处, 即光线为平行光模型; 其次假设物体表面为朗伯反射模型。这样在实验室环境下, 因光源可控 (即为暗室或者环境光很微弱), 便可很容易的恢复目标物体的三维形状。然而对处于复杂自然光环境下的物体, 这些假设过于理想化, 苛刻的光源配置要求也很难得到满足, 从而极大限制了 PMS 技术的适用范围。因此, 国内外的一些学者尝试着对经典的 PMS 技术进行了改进, Ahmad 等^[5] 通过利用具有镜面反射的校准球结合空间几何的相关知识, 成功的标注出了点光源的位置。谢等^[6] 在光源标定时引入 LED 的自身光学特性, 利用优化算法获

取了光源位置信息。Ackermann 等^[7] 利用目标和实例对象之间的方向一致性从多个视图中创建了反射模型。然而这些文献 [5-8] 大多数的光源配置要求仍然是可控的远距离点光源或者允许存在较弱的均匀环境光, 对处于不可控光源下物体的三维重构误差仍然较大。

由于室外自然光的复杂性, 要想准确控制光照系统的参数几乎不太现实。因此, 本文针对处于复杂光环境下物体表面三维形状的重构问题, 对传统的 PMS 三维重建算法进行了改进, 实现了对真实环境中的反射, 散射和遮挡具有较强鲁棒性的三维表面重构。主要包含以下步骤: 首先通过校准球标定光源的方向参数, 然后考虑环境光的影响利用球谐模型计算目标物体的反射率和法向量, 最后基于全局积分算法, 由梯度恢复出三维表面形状信息。本方法

收稿日期: 2018-03-09; 修订日期: 2018-06-29

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61472233); 山东省自然科学基金项目 (ZF2014FM018)

作者简介: 苗绘翠 (1983-), 女, 山东淄博人, 硕士研究生, CCF 会员, 研究方向为计算机辅助设计、三维模型等; +通讯作者: 王吉华 (1966-), 男, 山东烟台人, 博士, 教授, 硕士生导师, 研究方向为计算机图形学、CAD、形状特征、设计本体等; 张全英 (1981-), 女, 山东菏泽人, 硕士研究生, 研究方向为计算机辅助设计、三维模型等。E-mail: jihuaaw@126.com

可实现复杂光环境下的物体三维信息估计,同时能够准确估算出每幅输入图像的光环境参数。

1 光源系统参数估计

对于一般的物体而言,要想利用 PMS 技术实现对目标物体的准确三维重构,应尽可能选择各种角度的光照条件来捕获图像,因此光源参数的校准成为了一个不可或缺的重要部分。光源校准^[9]是指通过已知三维物体的反射特性计算入射光方向的技术,常用的光源方向参数的估计方法是校准探测球^[10],对此探测球要求是必须与待重构的目标物体处于相同的光照环境中且具有理想镜面反射表面。具体方法是在图像采集时,将一个已知几何形状信息的黑色铬球体放置于目标物体的场景中,固定视点,拍摄过程中无需记录光源的位置参数。

本文采用理想的正投影模型,当发现高光点时,视点方向和反射光的方向是一致的(即 $R=V$),此时把反射光向量的单位向量规定为 $R=[0,0,1]$;然后对探测球高光点的空间位置进行识别;最后根据探测球高光点的镜面反射原理利用式(1)计算得到入射光的方向矢量 L ,如图 1 所示

$$L=2(N \cdot R)N-R \quad (1)$$

其中, N 为高光点的法线单位向量,即探测球球心与高光点的连线方向。

根据平行投影模型,假设与成像平面平行的探测球球心所在的最大轮廓截面就是空间坐标系的 OXY 平面,其在空间坐标系下的关系如图 2 所示。

利用图像处理相关技术以及掩膜图像我们获取探测球成像后的圆心坐标 (S_x, S_y) 和关于球面上高光点 A 的成像点 a 在图像平面中的坐标 (A_x, A_y) 。因此探测球的球心在空间坐标系中的坐标可表示为 $(S_x, S_y, 0)$,进一步得到高

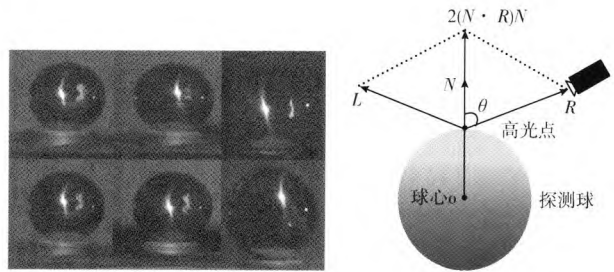


图 1 一组常见的校准球情形和求解光源方向

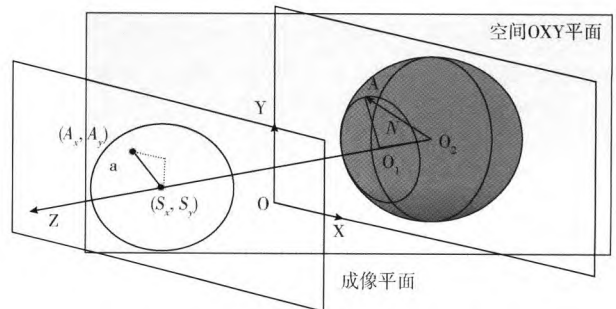


图 2 求取探测球高光点表面法线的空间

光点空间坐标 $(A_x, A_y, \sqrt{R_0^2 - ((A_x - S_x)^2 + (A_y - S_y)^2)})$ 。其中 R_0 为探测球的球半径,如图 3 所示为一组高光点坐标的定位示例,于是高光点的球面法向量 N 即表示为

$$N = (A_x - S_x, A_y - S_y, \sqrt{R_0^2 - ((A_x - S_x)^2 + (A_y - S_y)^2)}) \quad (2)$$

把 N 代入式(1)就可以计算出光源 L 的方向了。为了得到更为精确的光源方向结果,可以拍摄一个光源方向下的多个不同位置的小球,然后利用奇异值分解求超定方程组^[11]的方法得到最终光源的方向。

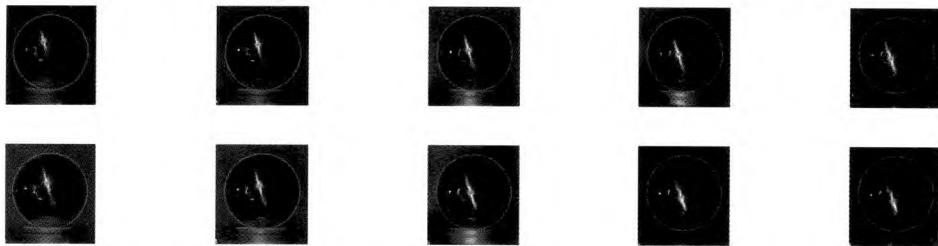


图 3 一组探测球高光点坐标的定位

2 三维形状重构

经典的 PMS 技术对成像条件、光学特征等要求是比较苛刻的,比如入射光源须为无限远处的点光源,或者均匀照明的平行光;场景环境须为均匀的背景光或暗室;反射模型为朗伯体表面反射模型等。虽然这些条件简化了 PMS

问题的难度,但算法的鲁棒性较差,对处于复杂自然光照条件下的物体不能有一个很好的模拟,限制了 PMS 技术的应用环境。

对于处于自然光环境下的物体,要想完全还原物体在空间中一点的所有方向的光照,以目前的硬件和软件水平是很难做到的。因此为了更好地模拟复杂自然光环境下的反

射效果, 提高后续三维重构的精度, 我们的光照模型没有采用经典 PMS 技术中的朗伯体反射模型^[12], 而是选用了低阶球谐模型^[13]。球谐模型实现了对周围自然光环境的简化, 它首先把场景中的环境光采样为一个或几个系数, 然后在渲染过程中, 用采样系数对其周围的光照进行恢复。在复杂的场景光照环境下, 如果依靠实时的光源采样设备和技术, 成本较高、效率太低, 因此基于球谐模型的三维形状重构能够很好的统筹光照与效率效果。其次为了确保最优优化算法在迭代的过程始终处于收敛方向上, 我们对光照参数矩阵进行了优化调整, 以此来解决最优优化算法的不适定问题。

2.1 基于球谐模型的反射率和法向量的估计

选择好反射模型后, 结合前文估计出的所有照射光源的方向矢量, 便可计算出像素点的反射率和法向量。但在我们的模型中光照强度还是未知的, 因此还需要对光照强度进行估计, 本文将所用球谐模型定义为

$$I_{i,j} = \rho_j R(n_j) \quad (3)$$

其中, $i=1 \cdots N$ 为图片数量索引, $j=1 \cdots M$ 为第 i 张图片中像素的索引, $R_i(n_j) = \max\{l_i^T n + d_i, 0\}$, $R_i(\cdot)$ 为第 i 张图片的渲染函数, d_i 即为对自然光采样的系数, 用于描述环境光或者平均光。

因此可进一步把式 (3) 写为如下形式

$$I_{i,j} = \rho_j (l_i^T n_j + d_i) = l_i^T a_j + d_i \|a_j\| = \kappa_i \bar{l}_i^T a_j + d_i \|a_j\| \quad (4)$$

其中, $\kappa_i = \|l_i\|$, $\bar{l}_i = \frac{l_i}{\kappa_i}$, $a_j = \rho_j n_j$, $\rho_j = \|a_j\|$, l_i 为第 i 个光源的光照参数, κ_i 和 \bar{l}_i 分别为其光照强度和方向矢量, ρ_j 和 n_j 分别为我们要获取的第 i 张图片中第 j 个像素点的反射率和法向量。

根据式 (4) 定义一个关于图像强度误差的代价函数

$$\text{cost}(\{\kappa_i\}) = \min_{a_j} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_{i,j} - \kappa_i \bar{l}_i^T a_j - d_i \|a_j\|)^2 = \sum_{j=1}^N \min_{a_j} \|I_j - L(\kappa)^T a_j - d\|_{a_j} \|^2 \quad (5)$$

其中, $L(\kappa) = [\kappa_1 \bar{l}_1 \cdots \kappa_M \bar{l}_M]$, $d = [d_1 \cdots d_M]$, 进一步转化为如下的代价函数

$$\text{cost}(\{\kappa_i\}) = \sum_{j=1}^M \|I_j - L(\kappa)^T (L(\kappa)L(\kappa)^T)^{-1} L(\kappa) I_j\|^2 \quad (6)$$

这是一个非线性无约束最优化问题, 可以应用列文伯格-马夸尔特 (LM) 优化算法^[14]来估计出场景的光照强度参数, 假设 $g_j = L^T (LL^T)^{-1} L I_j - I_j$ 得到函数 g_i 的雅可比矩阵 J

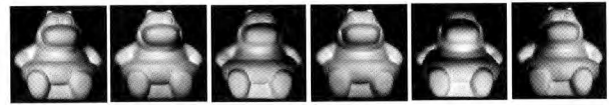
$$J = \frac{\partial g_i}{\partial \kappa_j} = \left(\frac{\partial L^T}{\partial \kappa_j} (LL^T)^{-1} L - L^T (LL^T)^{-1} \frac{\partial L}{\partial \kappa_j} \right) I_j \quad (7)$$

进一步利用增量式 (8), 便可以估计出光照强度参数

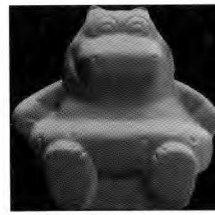
$$\kappa_i - \kappa_i^k = -(JJ^T + \mu \text{diag}(JJ^T))^{-1} J^T g_j \quad (8)$$

因探测球和目标物体是处于相同的环境中, 所以把光照参数带入式 (4) 便可求得目标物体的反射率和法向量。此外在应用 LM 优化算法求解参数的过程中, 为了确保雅可比矩阵乘积 ($J^T J$) 的可逆性以及迭代的过程始终处于下降的收敛方向上, 我们通过对阻尼因子 μ 的计算公式的改进来对光照参数矩阵进行优化调整, 即改为式 (9), 在具体运算过程中把 μ_{\min} 设置为 10^{-12} , σ 为增益比。图 4 为从一组输入图像中恢复出法向量的示例

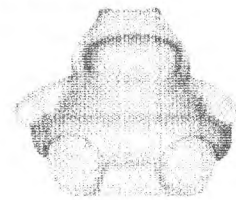
$$\mu = \max \left\{ \mu_{\min}, \mu \cdot \max \left\{ \frac{1}{3}, 1 - (2\sigma - 1)^3 \right\} \right\} \quad (9)$$



(a) 一组原始输入图像



(b) 法向量贴图



(c) 表面朝向图

图4 本文方法对法向量的恢复结果

2.2 从法向量中恢复三维形状

本文之所以利用曲面法向量作为目标物体三维形状重构的源数据, 是因为首先在计算机视觉处理领域中 (如从明暗恢复形状、立体视觉、亮度立体法及从纹理恢复形状等), 相对于曲面表面的聚类簇, 更容易获取的是曲面表面的法向量; 其次在现代立体几何学中, 曲面的几何性质几乎都可由曲面法向量表示出来; 另外, 曲面法向量本身是一阶微分量, 这就大大降低了从法向量中恢复三维形状计算过程的运算量。因此基于法向量的三维重构是满足计算机视觉中三维景物恢复的实际需求的。

利用上一节计算出的法向量进一步得到表面梯度, 假设图像的表面梯度为 $(p(x, y), q(x, y))$, 高度为 $Z(x, y)$, 可得: $p = Z_x = \frac{\partial Z}{\partial x}$, $q = Z_y = \frac{\partial Z}{\partial y}$, 定义一个基于梯度的误差函数: $E(Z; p, q) = (Z_x - p)^2 + (Z_y - q)^2$, 现在把寻找最优 $Z(x, y)$ 的问题归结为求下列函数极小值的问题

$$\text{cost}(Z) = \iint E(Z; p, q) dx dy \quad (10)$$

下面我们采用 Frankot-Chellappa 算法^[15]来解决这个寻找最优 $Z(x, y)$ 的问题, 对 Z 进行离散傅里叶变换得

$$Z(x, y) = \sum_{\omega} C(\omega) \varphi(x, y; \omega) \quad (11)$$

其中, $C(\omega)$ 为系数, $\omega = (\omega_x, \omega_y) = (u, v)$ 为二维索引指数, 离散傅里叶基函数 $\varphi(x, y; \omega) = e^{j2\pi(\frac{ux}{N} + \frac{vy}{M})}$ 。同样对梯度 p 和 q 也进行二维离散傅里叶变换得

$$\begin{aligned} p(x, y) &= \sum_{\omega} C_1(\omega) \varphi_x(x, y; \omega) \\ q(x, y) &= \sum_{\omega} C_2(\omega) \varphi_y(x, y; \omega) \end{aligned} \quad (12)$$

基函数 $\varphi(x, y; \omega)$ 关于 x 和 y 的偏导数 $\varphi_x(x, y; \omega)$ 和 $\varphi_y(x, y; \omega)$ 是相互正交的, 所以关于高度函数 $Z(x, y)$ 的最优系数 (逆傅里叶变换) $\bar{C}(\omega)$ 可表示为

$$\bar{C}(\omega) = \frac{f_x(\omega)C_1(\omega) + f_y(\omega)C_2(\omega)}{f_x(\omega) + f_y(\omega)} \quad (13)$$

其中, $f_x(\omega)$ 和 $f_y(\omega)$ 为功率谱, 分别为

$$\begin{aligned} f_x(\omega) &= \iint |\varphi_x(x, y; \omega)|^2 dx dy = \left(\frac{2\pi u}{N}\right)^2 \\ f_y(\omega) &= \iint |\varphi_y(x, y; \omega)|^2 dx dy = \left(\frac{2\pi v}{M}\right)^2 \end{aligned} \quad (14)$$

$C_1(\omega)$ 和 $C_2(\omega)$ 可以通过式 (12) 对已知梯度进行离散傅里叶变换得到, 即

$$C_1(\omega) = -\frac{jN}{2\pi u} F\{p\}, C_2(\omega) = -\frac{jM}{2\pi v} F\{q\} \quad (15)$$

把式 (15) 带入式 (13) 即可得到 Z 的傅里叶变换系数 $\bar{C}(\omega)$, 再进行一次逆变换得到 Z , 如式 (16) 所示

$$Z = F^{-1} \left\{ -\frac{j}{2\pi} \cdot \frac{\frac{u}{N} F\{p\} + \frac{v}{M} F\{q\}}{\left(\frac{u}{N}\right)^2 + \left(\frac{v}{M}\right)^2} \right\} \quad (16)$$

式 (16) 中的 $F\{\}$ 和 $F^{-1}\{\}$ 分别代表离散傅里叶变换和离散傅里叶逆变换, 得到高度 Z 后, 可以很方便重构出原目标物体的三维形状。

3 实验结果

本文所做的所有实验是在 PC 机上的 windows10 64 位系统下, 使用 matlab2016a 软件运行完成的。为进一步验证本文所述方法的效果, 分别对两个物体进行了三维形状重构的实验。首先依据校准光源方向时的顺序, 依次拍摄 6 个不同光源方向照射下的 6 张场景图像, 然后利用图像掩膜限制计算的图像区域, 最后根据校准的光源方向和估计的光照强度以及 6 幅图像来计算出目标物体的三维数据。

表 1 是针对图 5 中的原始输入图像的重建效果图, 在此表中, 我们把传统的 PMS 技术、优化前的方法以及本文优化后的方法进行了对比, 主要是法向量和三维形状重构结果的对比。结合图 6 (两个三维重构形状的纵切面扫描线图与真实值对比的结果), 从对比的结果来看, 本文优化后的结果和真实高度值是非常接近的。

表 1 不同算法重建结果比较

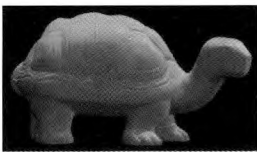





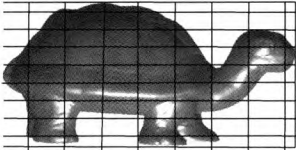
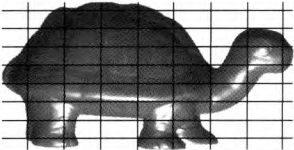
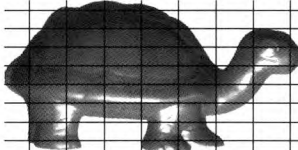
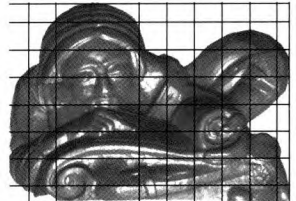
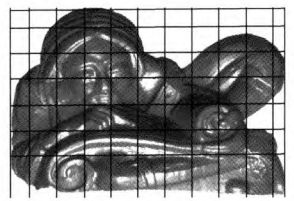
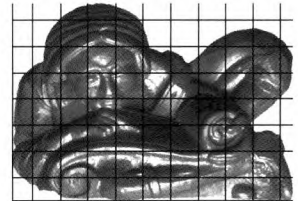
	传统 PMS 技术	优化前方法	本文优化后的方法
法向量图			
			
三维形状			
			



图 5 部分原始图像

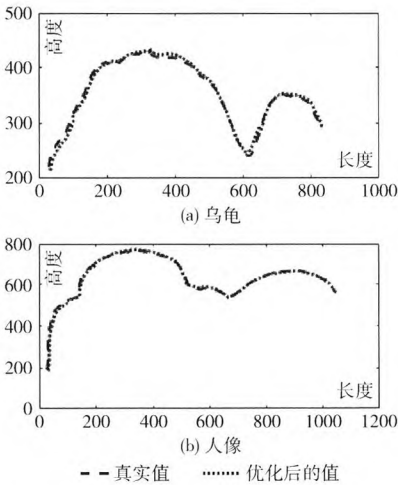


图 6 纵切面的扫描线图与真实值的对比结果

表 2 中显示了对图 5 中的两个目标物体进行三维重构的过程中,不同算法的重构误差的比较。重建的误差我们是通过将法线贴图重新渲染成阴影图像并与实际拍摄的图像进行比较来测量的。从表 2 和表 3 可以很容易的看出,虽然传统 PMS 算法的运行速度是最快的,但需要准确记录光源的方向,实验操作较复杂,受环境光影响大,鲁棒性较差。本文优化后的 PMS 算法考虑自然环境光的影响,在重建的精度上是最高的,取得了很好的三维形状重构结果。

4 结束语

本文针对传统的 PMS 技术鲁棒性较差,应用环境限制较大等问题,提出了一种基于 PMS 的三维形状重构的改进算法。为了更有效描述复杂的光照环境,该方法首先基于一阶球谐模型,利用校准探测球对输入图像在不同光照环境下的光照参数进行了估算。然后通过对光照矩阵进行优化恢复出物体的表面法向量,从而进一步重构出物体的三维形状。最后把估计出的法线贴图重新渲染成阴影图像并与输入的原始图像进行比较来测量重构误差。通过实验,验证本文算法性能稳定、三维重构的准确性和鲁棒性较高。但在输入图像数量较少、图像阴影面积较大时该算法仍具有一定局限性,克服此方面的不足将是下一步研究的重点。

表 2 图 5 (a) 不同算法的法向量恢复误差比较

算法	均方根值	均值	中值	百分位数	最大值	运行时间/s
传统算法	0.0137	0.0124	0.0117	0.0175	0.1940	6.08
优化前算法	0.0124	0.0109	0.0097	0.0168	0.1913	8.03
本文算法	0.0114	0.0095	0.0079	0.0157	0.1898	9.24

表 3 图 5 (b) 不同算法的法向量恢复误差比较

算法	均方根值	均值	中值	百分位数	最大值	运行时间/s
传统算法	0.0451	0.0349	0.0265	0.0601	0.3392	7.37
优化前算法	0.0432	0.0330	0.0256	0.0542	0.3362	10.36
本文算法	0.0432	0.0328	0.0253	0.0542	0.3367	11.49

参考文献:

[1] Kang D, Yu JJ, Won S. Development of an inspection system for planar steel surface using multispectral photometric stereo [J]. Optical Engineering, 2013, 52 (3): 254-260.

[2] XU Ke, ZHOU Peng, YANG Chaolin. On-line detection technique of tiny surface defects for metal plates and strips based on photometric stereo [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49 (4): 25-29 (in Chinese). [徐科, 周鹏, 杨朝霖. 基于光度立体学的金属板带表面微小缺陷在线检测方法 [J]. 机械工程学报, 2013, 49 (4): 25-29.]

[3] CAO Wen. The application research of image-based modeling in reverse engineering [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2015 (in Chinese). [曹文. 基于图像的三维重建在逆向工程中的应用研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2015.]

[4] PAN Liang, LI Ruihai. Analysis of the application of 3D reconstruction technology based on image in film and television production [C] //Chinese Academy of Photoreceptor Academic Annual Meeting, 2016 (in Chinese). [潘亮, 李瑞海. 基于图像的三维重建技术在影视制作中的运用浅析 [C] //中国感光学会学术年会, 2016.]

[5] Ahmad J, Sun J. An improved photometric stereo through distance estimation and light vector optimization from diffused maxima region [J]. Pattern Recognition Letters, 2014, 50 (1): 15-22.

(下转第 522 页)

- [15] ZHAI Yanhui. Decision logic in formal concept analysis [D]. Taiyuan: Shanxi University, 2015 (in Chinese). [翟岩慧. 基于形式概念分析的决策逻辑研究 [D]. 太原: 山西大学, 2015: 6-24.]
- [16] SHI Jialin. Study on the effect of cold wave events on air-sea heat and momentum fluxes in the yellow sea [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2016 (in Chinese). [史嘉琳. 寒潮过程对黄海海域海气界面热动量通量的影响研究 [D]. 南京: 南京信息工程大学, 2016.]
- [17] University of Manchester. The OWL API [EB/OL]. <https://www.w3.org/2001/sw/wiki/OWL>, 2012.
-
- (上接第 477 页)
- [6] Xie Limin, Song Zhan, Huang Xinhan. A novel method for the calibration of an LED-based photometric stereo system [C] //IEEE International Conference on Information & Automation, 2013: 780-783.
- [7] Ackermann J, Langguth F, Fuhrmann S, et al. Multi-view photometric stereo by example [C] //International Conference on 3d Vision, 2014: 259-266.
- [8] Matsumoto A, Saito H, Ozawa S. 3D reconstruction of skin surface from photometric stereo images with specular reflection and interreflection [J]. Electrical Engineering in Japan, 2015, 129 (3): 51-58.
- [9] XIE Limin. Research on photometric stereo algorithm based on near-field lighting [D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2015 (in Chinese). [谢利民. 基于近场照明的光度立体视觉算法研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2015.]
- [10] Schnieders D, Wong KYK. Camera and light calibration from reflections on a sphere [J]. Computer Vision & Image Understanding, 2013, 117 (10): 1536-1547.
- [11] YANG Xin, LI Rundong, WANG Guanbo, et al. Study on unfolding algorithms for neutron depth profiling [J]. Chinese Journal of Computational Physics, 2017, 34 (5): 603-610 (in Chinese). [杨鑫, 李润东, 王冠博, 等. 中子深度分析反演算法研究 [J]. 计算物理, 2017, 34 (5): 603-610.]
- [12] WANG Jianlun, HAN Yu, HE Jianlei, et al. A 3D reconstruction method based on single 2D image [P]. China: CN103824323A, 2014 (in Chinese). [王建仑, 韩彧, 何建磊, 等. 一种基于单幅二维图像的三维重建方法 [P]. 中国: CN103824323A, 2014.]
- [13] Volegov PL, Danly CR, Fittinghoff D, et al. Three-dimensional reconstruction of neutron, gamma-ray, and x-ray sources using spherical harmonic decomposition [J]. Journal of Applied Physics, 2017, 122 (17): 175-190.
- [14] XIAO Qingmei. Research on improved RBF neural network algorithm based on LM [D]. Chongqing: Southwest University, 2016 (in Chinese). [肖清湄. 基于 LM 改进的 RBF 神经网络算法研究 [D]. 重庆: 西南大学, 2016.]
- [15] Harker M, O'Leary P. Regularized reconstruction of a surface from its measured gradient field [J]. Journal of Mathematical Imaging & Vision, 2013, 51 (1): 1-25.