

# 基于逆向反射模型的非朗伯光度立体视觉

付琳<sup>1</sup>, 洪海波<sup>2</sup>, 王晰<sup>1</sup>, 肖高博<sup>1</sup>, 任明俊<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>上海交通大学机械与动力工程学院机械系统与振动国家重点实验室, 上海 200240;

<sup>2</sup>上海航天精密机械研究所, 上海 200240

**摘要** 提出了一种基于共位图像的逆向反射模型,可用于对非漫反射表面的非线性反射行为进行精确建模。该模型可以从像素值精确映射到法向量与入射光线方向的内积。实验仅需一张共位图像和一张多光谱条件下拍摄的RGB图像就可以实现高精度的光度立体视觉性能,大大缩短了拍照所需的时间。对于大批量生产的工件的表面检测而言,由于共位图像可以提前采集后供后续工件重复使用,故该技术可以以微秒级的拍摄速率来实现移动表面的在线检测。另一方面,由于该方法中使用了神经网络来训练近场光度立体视觉模型中的映射关系,省去了传统近场光度立体视觉中的迭代步骤同时提高了对于阴影点、高亮点等异常值的鲁棒性。经仿真和实验验证,该算法能够很好地在极少量图片条件下恢复非漫反射表面的法向量。

**关键词** 光计算;神经网络;共位光源;近场;立体视觉;模型驱动

中图分类号 TP399

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202040.0520001

## Non-Lambertian Photometric Stereo Vision Based on Inverse Reflectance Model

Fu Lin<sup>1</sup>, Hong Haibo<sup>2</sup>, Wang Xi<sup>1</sup>, Xiao Gaobo<sup>1</sup>, Ren Mingjun<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>State Key Laboratory of Mechanical System and Vibration, School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

<sup>2</sup>Shanghai Spaceflight Precision Machinery Institute, Shanghai 200240, China

**Abstract** In this study, we propose an inverse reflectance model based on co-located images to precisely model the nonlinear reflection behavior of the non-diffuse reflective surfaces. The proposed model can accurately map the pixel value to the product of the normal vector and the light direction. We need to capture only one co-located image and one RGB image under multispectral conditions to ensure that photometric stereo vision can achieve a high-precision performance, so the time required to capture images is considerably reduced. To perform surface inspection in case of mass production, the proposed method can realize online detection of the moving surfaces at a microsecond shooting rate because the co-located image can be acquired in advance and used for the subsequent workpiece. However, the iterative steps applied in the traditional methods are omitted, and the robustness with respect to outliers, such as shadow points and highlights, is improved, because a neural network is used in the proposed method to train the near-field photometric stereo model. Furthermore, the results of simulation and experiment show that the algorithm can recover the normal vector of the non-diffuse surface well under the condition of very few images.

**Key words** optical computing; neural network; co-located light source; near-field; photometric stereo vision; model-driven

**OCIS codes** 200.4260; 120.5240; 100.3010

## 1 引言

光度立体视觉是计算机领域中一种重要的三维

重建技术。基本的光度立体视觉系统由单个相机和多个光源组成,利用多个不同方向的光源照射物体表面时拍摄到的观测值就可以获得表面法向量,进

收稿日期: 2019-09-29; 修回日期: 2019-11-07; 录用日期: 2019-11-27

基金项目: 国家自然科学基金(51505404, 51675456)、上海航天科技创新基金(SAST2019-131)、国家重点研发计划(2018YFB1306802)、天津大学精密测量技术与仪器国家重点实验室开放基金

\* E-mail: renmj@sjtu.edu.cn

而重建表面形状。通常来讲,物体表面的反射强度会受到光源分布的影响,因此通常会在多个光源下拍摄多张图像来分析物体表面反射情况。光度立体视觉在缺陷检测、产品质量控制领域都有应用,例如钢板缺陷检测<sup>[1]</sup>、地板瑕疵检测<sup>[2]</sup>、织物褶皱等级评定<sup>[3]</sup>、物体三维数字化<sup>[4]</sup>等方面。经典的光度立体视觉技术早在 20 世纪 80 年代<sup>[5]</sup>就已经被提出,后续又有人基于传统方法开展了新的研究<sup>[6-8]</sup>。

传统光度立体视觉方法默认被检测表面为理想朗伯体表面,而理想朗伯体表面在现实世界中是很少存在的<sup>[9-11]</sup>,于是光度立体视觉技术仍受限于某些类型的材料表面,其应用并不广泛。为解决该问题,在计算机视觉领域陆续发展出许多将光度立体视觉扩展到非朗伯体表面的方法,大致可以分为 4 种类型,即鲁棒性估计法、复杂反射模型法、基于实例的方法和基于深度学习的方法。

鲁棒性估计法认为大多数观测值满足朗伯体假设,因此可以通过将非朗伯观测值视为异常值来进行鲁棒性估计<sup>[12-13]</sup>,只保留观测值的线性部分。Wu 等<sup>[14]</sup>和 Ikehata 等<sup>[15]</sup>将异常值建模为稀疏矩阵,从而将问题转化为矩阵求解,并分别使用鲁棒的主成分分析技术(RPCA)和稀疏贝叶斯学习(SBL)方法来获得较高的法向量恢复精度。Queau 等<sup>[16]</sup>提出了一种适用于不准确照明以及各种非朗伯腐蚀的鲁棒变分方法。该方法虽然有效,但也有缺点,如果实验不是针对密集的漫反射正常值,则估计不出准确的法向量。

复杂反射模型方法基于更复杂的反射模型对非朗伯体表面进行分析,即双向反射分布函数(BRDF)<sup>[17]</sup>,可以更好地估计非朗伯反射率。杨敏等<sup>[18]</sup>通过引入镜向系数改进了传统的 BRDF 模型。Goldman 等<sup>[19]</sup>通过 Ward 模型<sup>[20]</sup>对 BRDF 的基本参数进行了近似计算,Alldrin 等<sup>[21]</sup>将模型扩展到非参数表示。由于高维不适宜问题可能导致估计的不稳定性,Shi 等<sup>[22]</sup>基于低频像素记录值给出了各向同性 BRDF 的一个双变量二次反射表示。另一方面,Ikehata 等<sup>[12]</sup>利用波瓣各向同性反射模型的加和<sup>[23]</sup>计算了各向同性观测中的所有频率值。为了解决针对非朗伯表面使用迭代或优化框架计算量大的问题,Shen 等<sup>[24]</sup>提出了一种核回归方法,最终可以将光度立体视觉问题转化为特征分解问题,从而提高计算效率。但这种方法所提出的模型通常较为复杂,求解过程繁琐,计算效率低下。

基于实例的光度立体视觉方法则利用了方向一

致性<sup>[25]</sup>,即利用在光照条件相同的目标场景下拍摄的已知形状物体来计算表面反射率。最早的基于实例的方法<sup>[26]</sup>要求参考对象的材质与目标对象的材质完全相同。Hertzmann 等<sup>[17]</sup>通过假设材料可以用少量基础材料的线性组合来表示,在处理未标定场景下和空间变化的材料时免去了上述限制。Hui 等<sup>[27]</sup>利用不同材质下渲染的虚拟球体,提出了一种不带物理参考对象的基于实例的方法。这种方法虽然有效,但也同样存在模型异常值,同时目标场景和参考场景的照明配置必须保持一致。

2017 年,Santo 等<sup>[25]</sup>将深度学习引入了光度立体视觉领域,通过神经网络直接从反射行为中估计出表面法向量,这项研究很快引起了许多研究者的注意。他们提出了一种基于监督学习的光度立体视觉方法,该方法使用标准化的向量作为神经网络的输入,其中每个元素对应特定照明条件下的观测值。通过将向量输入到一个衰减层和相邻的 6 个全连接层,就可以预测出表面法向量。

尽管以上提到的方法在原理上各不相同,但這些方法通常都需要花费许多时间拍摄大量图像才能剔除反射率的非线性部分或拟合出非线性反射模型,使其难以应用于物体表面的动态检测<sup>[5,9-11]</sup>。

本研究提出了一种逆向反射模型,用以表示非朗伯材料的非线性反射行为。利用多光谱照明条件下拍摄的一张 RGB 图像和一张共位图像,即可解决一般非朗伯表面的高精度光度立体视觉问题,实现动态恢复物体表面。实验中使用三菱电机研究实验室(MERL)数据集<sup>[17]</sup>验证了该方法在常规重建中的准确性,并且在定制的多光谱光度立体视觉系统上验证了其检测实际工业零件缺陷的能力。该方法可用于动态检测工业零部件的微小凹痕或划痕。

## 2 逆向反射模型驱动的光度立体视觉算法

### 2.1 光度立体视觉基本原理

传统光度立体视觉方法通常使用成像过程的逆过程从图像中恢复出物体的表面形状。因此需要先建立表面形状和像素值之间的关系。对于朗伯体表面,Woodham 等<sup>[4]</sup>揭示了在光照方向下的表面点强度,表达式为

$$\tilde{I} = \rho l^T n, \quad (1)$$

式中: $\rho$ 为反照率; $\tilde{I}$ 为像素值; $l$ 为光照方向; $n \in \mathbf{R}^3$ 为表面点的法向量。对于远场光度立体视觉系统来说,假设光源距离物体表面足够远,此时入射光源可

近似为平行光源,即在相同光源照射下,每个物体表面点的入射光源方向均一致,与此同时,假设相机距离目标物体足够远,此时所有物体表面点的离轴角均为零。对于近场光度立体视觉系统来说,由于没有“无穷远”假设,在同一光源照射下,每一个物体表面点所对应的光源入射方向均不相同,物体表面点的亮度还受离轴角的影响,离轴角越大,亮度越小。于是对于近场光度立体视觉系统来说,表面点强度可表示为

$$\tilde{I} = k \cos^4 \alpha \cdot \rho \mathbf{l}^T \mathbf{n}, \quad (2)$$

式中: $k$ 为包含了镜头参数和像素固有常数的已知量; $\alpha$ 为视角方向和光轴的夹角。

由于 $k$ 对定焦相机来说恒定,于是(2)式可以转化为

$$I = \frac{\tilde{I}}{k \cos^4 \alpha} = \rho \mathbf{l}^T \mathbf{n}, \quad (3)$$

式中: $I$ 为等效表面点强度。由于反照率 $\rho$ 在朗伯体表面上是恒定的,通过评估在三个不同光照方向下的 $I$ 和 $\mathbf{l}$ ,可以很容易地求解朗伯体的表面法向量。然而,朗伯体表面的对象在现实世界中很少存在。对于非漫反射的表面,反照率通常不恒定,往往可以通过引入BRDF来表示复杂的反射行为,即根据观察方向上的辐射度与照明方向上辐照度之比<sup>[17]</sup>来表示,如图1所示,表面点的光照方向和观测方向由位于球面坐标系中的方位角和天顶角来定义,同时该点的法向量方向与 $Z$ 轴重合,其中 $\theta_i, \theta_c$ 分别代表入射和出射光线和法向量的夹角, $\phi_i, \phi_c$ 分别代表球面坐标系下入射光线和出射光线的方位角, $dS$ 表示物体表面小块的面积。

通过引入BRDF,(1)式可以写成

$$I = \rho(\mathbf{l}, \mathbf{n}, \mathbf{v}) \mathbf{l}^T \mathbf{n}, \quad (4)$$

从(4)式中可以看出,BRDF的定义难以直接应用于光度立体视觉。因此,实际应用中需将BRDF参数化。

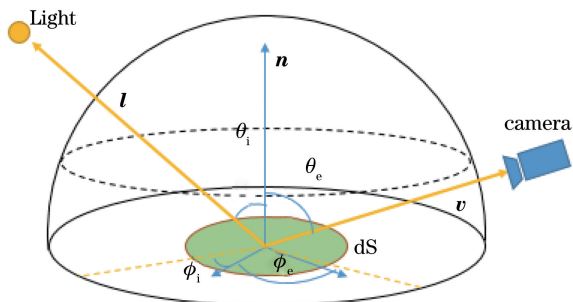


图1 光线角度关系图

Fig. 1 Ray angle diagram

## 2.2 逆向反射模型

### 2.2.1 逆向反射模型推导

通常,非漫反射表面的BRDF是高度非线性的,并且对于不同材料而言是不相同的<sup>[28]</sup>。因此,本研究基于一般各向同性表面反射率的单调性,对反射率进行精确建模。对于大多数各向同性表面,(4)式可以用以下BRDF<sup>[13]</sup>的单调半参数模型表示,即

$$I = f(\mathbf{l}^T \mathbf{n}, \mathbf{v}^T \mathbf{n}, \mathbf{l}^T \mathbf{v}), \quad (5)$$

式中 $f$ 相对于 $\mathbf{l}^T \mathbf{n}$ 单调递增,保证了逆向函数 $g$ 的存在,使其满足

$$\mathbf{l}^T \mathbf{n} = g(I, \mathbf{v}^T \mathbf{n}, \mathbf{l}^T \mathbf{v}). \quad (6)$$

对于所有可能的光照方向 $\mathbf{l}$ ,由于 $\mathbf{v}^T \mathbf{n}$ 通常是未知的,且与表面法向量相关,因此,(6)式难以直接应用于一般形式的光度立体视觉。一种可能的解决方案是找到特定的光照条件,在该条件下像素值 $I$ 在给定点处与 $\mathbf{v}^T \mathbf{n}$ 具有单调关系。考虑到与观测方向 $\mathbf{v}$ 一致的特殊照明方向 $\mathbf{l}_s$ ,即 $\mathbf{l}_s = \mathbf{v}$ ,所得图像可以评估为

$$I = f(\mathbf{v}^T \mathbf{n}, \mathbf{v}^T \mathbf{n}, 1). \quad (7)$$

鉴于这种单调性,应该存在一种单调函数 $g_s$ 满足

$$\mathbf{v}^T \mathbf{n} = g_s(I_s), \quad (8)$$

把(8)式代入(6)式可以得出

$$\mathbf{l}^T \mathbf{n} = g(I, g_s(I_s), \mathbf{l}^T \mathbf{v}) = \bar{g}(I, I_s, \mathbf{l}^T \mathbf{v}), \quad (9)$$

其中: $\bar{g}$ 被称为逆向反射模型,在已知光照和观测条件下可以从所得图像中直接获取表面法向量。在特定照明方向下拍摄到的图像实际上是一张共位图像<sup>[29]</sup>,逆向反射模型的优势在于:引入共位图像使得未知变量 $\mathbf{n}$ 与描述表面反射行为的函数 $\bar{g}$ 分离,从而使得光度立体视觉能够通过引入复杂的函数 $\bar{g}$ 来提高精度,同时,输入仅需要包含三个不同照明方向的多光谱图像和共位图像,提高了计算效率。值得注意的是,逆向反射模型成立的前提是反射率具有单调性,然而,反射率的单调性仅适用于一般各向同性表面<sup>[13]</sup>。当物体表面具有较多互反射和阴影时,逆向反射模型将变得无效。在这种情况下,应使用更多的光照方向进行实验,通过互反射和阴影作为附加误差源来对表面法向量进行综合评估<sup>[12]</sup>。

### 2.2.2 共位图像单调性验证

由于在特殊照明条件下 $\mathbf{n}^T \mathbf{v}$ 和观测值 $o_i$ 之间具有单调关系,故可以从(5)式的右半部分移除掉 $\mathbf{n}^T \mathbf{v}$ 。实验中使用合成球图像来检查其有效性,这是因为球具有丰富的表面法向量方向,同时球上点的 $\mathbf{n}^T \mathbf{v}$ 值均在我们感兴趣的范围内,即0到1。与

传统的光度立体视觉系统的配置一样,在渲染合成图像的时候也会采用定方向照明。MERL 数据集<sup>[19]</sup>包含 100 种材料的 BRDF 数据,适合用于渲染合成球图像。实验中对 MERL 数据集中每种材料在共位光源照明下的球的虚拟图像进行渲染。同时记录每张图像上所有像素点的观察值  $o_1$  和  $\mathbf{n}^T \mathbf{v}$ ,用以比较两者之间的关系。通过实验观察到,对于所有材料,红色通道中的像素值与  $\mathbf{n}^T \mathbf{v}$  具有单调关系,而少数材料在绿色或蓝色通道中例外,例如黑曜石和钢。MERL 数据集中的材料通常可以分为 4 类,即漫反射材料、稀疏镜面尖峰材料、宽镜面凸起材料(如大多数金属材料),以及那些对所述单调关系例外的材料。对于每个类别中的材料, $o_1$  和  $\mathbf{n}^T \mathbf{v}$  的关系曲线均呈现相似的形状。图 2 展示了某些典型材料在红色通道内的像素值和  $\mathbf{n}^T \mathbf{v}$  关系曲

线,可以看到,虽然曲线形状各不相同,但基本都遵循单调递增的关系。

为了处理绿色和蓝色通道中的少数例外像素值,(9)式中的逆向反射模型可以调整为

$$\mathbf{n}^T \mathbf{l} = \tilde{h}(o, o_1^R, o_1^G, o_1^B, \mathbf{l}^T \mathbf{v}), \quad (10)$$

式中: $o_1^R, o_1^G$  和  $o_1^B$  分别指的是红色、绿色和蓝色通道内的像素值。观测值  $o_1$  的形式可以更灵活,它可以使用等效的灰度值,也可使用像  $o_1$  这样 RGB 三个通道的像素值,或单个通道中的像素值。将  $o_1$  三个通道中的像素值引入逆向反射模型带来的额外好处是:尽管逆向反射模型本身是针对单一类型的材料,但是它现在可以处理具有空间变化的材料表面,至少对于不同区域之间的反射行为变化不显著的材料表面均可以适用。

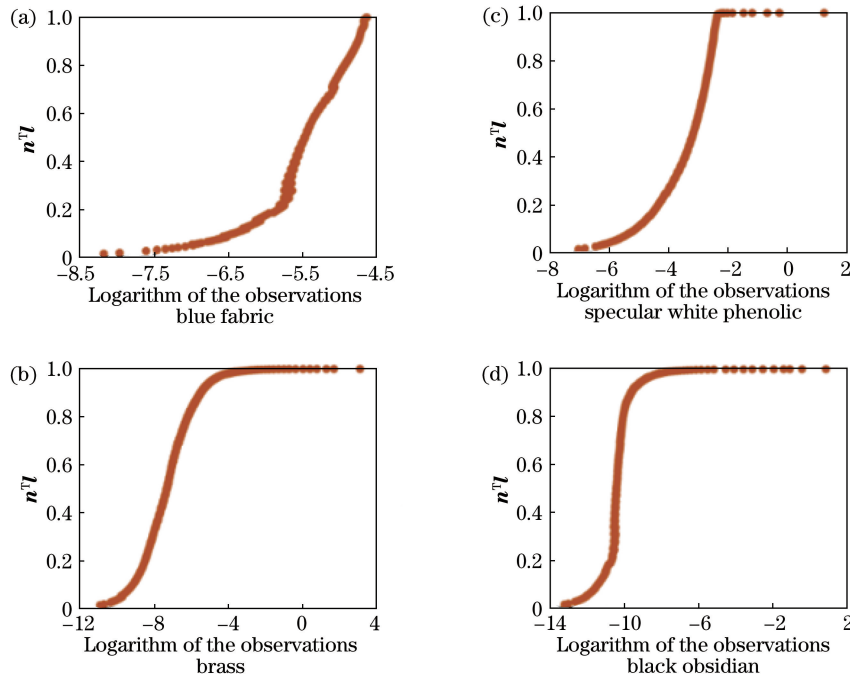


图 2  $\mathbf{n}^T \mathbf{v}$  和不同材料观测值之间的关系。(a)材料为蓝色的布;(b)材料为黄铜;(c)材料为镜面白色酚醛;(d)材料为黑曜石

Fig. 2 Relationship between  $\mathbf{n}^T \mathbf{v}$  and observation of different materials. (a) Blue fabric; (b) brass;

(c) specular white phenolic; (d) black obsidian

### 2.3 模型驱动的光度立体视觉

BRDF 非线性的影响,使得建立适应各种不同场景的逆向反射模型较为困难,因此,基于经验观察建立的模型会更有意义。区别于对双向反射分布函数直接进行建模<sup>[30-31]</sup>,本文采取的方法是建立逆向反射模型,并借用 MATLAB 提供的 Fitnet 函数搭建简单的神经网络进行训练,通过网络迭代推导出特定任务下准确性较高的模型。图 3 展示了本文所提出的模型驱动的光度立体视觉的框架,通常包含

模型训练阶段和法向量恢复阶段。

第一阶段用来训练特定任务下的逆向反射模型。模型数据集包含了仿真图像和真实图像,其中, MERL 数据集包含了对 100 种材料测量得到的 BRDF 值<sup>[17]</sup>。基于(4)式, BRDF 数据集可用于合成不同光照条件下的图像。利用这些合成图像可进一步训练神经网络。在变化的光照方向下拍摄已知形状的物体,作为真实图像数据集。通常,对于特定的应用,基于真实数据集的训练会比基于仿真图像



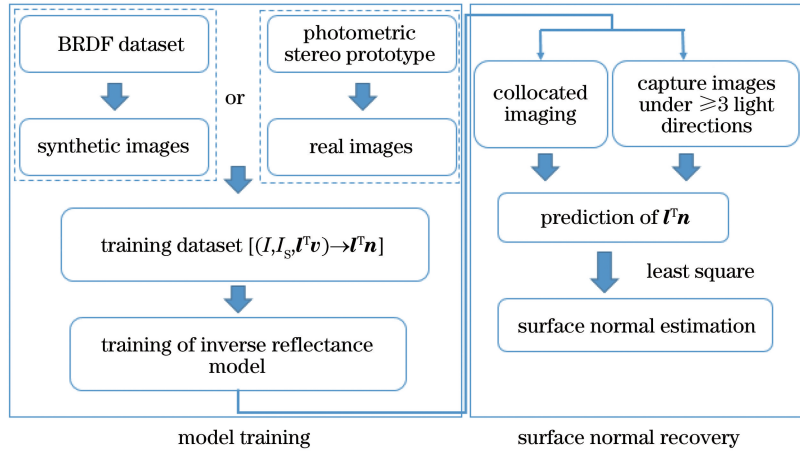


图 3 所提方法框架

Fig. 3 Method framework

的训练具有更高的准确性。

第二阶段为预测表面法向量。通过使用本文所提出的逆向反射模型,评估过程将变得非常简单直接。首先在多光谱照明条件下拍摄一张 RGB 图像,再在特殊光照方向下拍摄一张图像,然后基于(10)式构建线性方程组。此时表面法向量可以表示为

$$\mathbf{n} = ([\mathbf{l}_1, \mathbf{l}_2, \dots, \mathbf{l}_m]^T)^\dagger [\tilde{\mathbf{g}}_1, \tilde{\mathbf{g}}_2, \dots, \tilde{\mathbf{g}}_m]^T, \quad (11)$$

式中: $m$  为点光源数量; $[\mathbf{l}_1, \mathbf{l}_2, \dots, \mathbf{l}_m]^T$  可记为  $\mathbf{L}$ , 当  $\mathbf{L}$  可逆时,  $([\mathbf{l}_1, \mathbf{l}_2, \dots, \mathbf{l}_m]^T)^\dagger$  即为  $\mathbf{L}^{-1}$ , 此时光源数量为 3, 矩阵非奇异。对于本文来说, 实验所用光源数量为 4, 包含红绿蓝三个点光源和一个共位光源, 此时  $\mathbf{L}$  不可逆, 对于这种情况,  $([\mathbf{l}_1, \mathbf{l}_2, \dots, \mathbf{l}_m]^T)^\dagger$  为  $\mathbf{L}$  的广义逆矩阵, 此时  $\mathbf{L}\mathbf{L}^\dagger\mathbf{L} = \mathbf{L}$ , 可通过

奇异值分解(SVD)求得  $\mathbf{L}^\dagger$ 。在实际实验中, 可以针对特定任务预训练逆向反射模型。

### 3 实 验

#### 3.1 光源分布对算法精度的影响

在 MERL 数据集上验证所提模型驱动的光度立体视觉方法的有效性。由于照明条件数非常小, 因此需要优化光照方向的分布。根据 2.2 节中的讨论, 设定光照方向与观察方向一致, 即  $(0, 0, 1)$ , 其余三个光照方向在相机周围均匀分布。在设计光源仰角的时候需要考虑 4 个问题, 即预测的准确性、覆盖区域的大小、条件数, 以及表面法向量估计的准确度。

图 4 显示了这些因素随仰角的变化。随着仰角

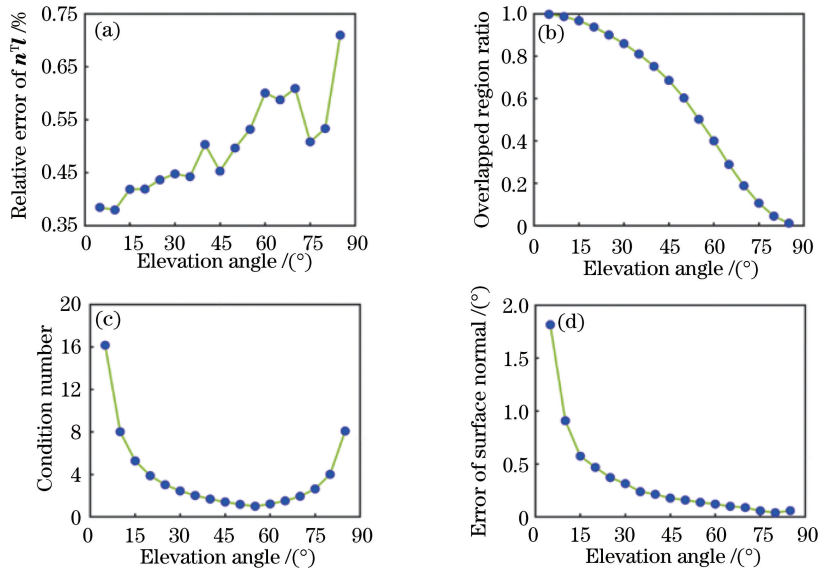


图 4 仰角变化对以下因素的影响。(a)  $\mathbf{n}^T \mathbf{l}$  相对误差; (b) 覆盖面积比率; (c) 条件数; (d) 表面法向量角度误差

Fig. 4 Effects of elevation angle on the following factors. (a) Relative error of  $\mathbf{n}^T \mathbf{l}$ ; (b) overlapped region ratio; (c) condition number; (d) angular error of surface normal

的增加,预测精度略有下降,当仰角从 $5^\circ$ 增加到 $85^\circ$ 时,预测的相对误差从 $0.38\%$ 增加到 $0.7\%$ 。相反,随着仰角的增加,表面法向量估计的精度略有提高,当仰角从 $5^\circ$ 增加到 $85^\circ$ 时,表面法向量的平均角度误差从 $1.8^\circ$ 减小到 $0.05^\circ$ 。这是由于3个方向之间的重叠区域随着仰角的增加而显著减小,从而减小了评估的面积。这些结果表明,预测精度的轻微下降对表面法向量估计的准确性没有显著影响。因此,表面法向量估计的精度变化更可能是由于重叠区域和条件数变化的影响。当仰角小于 $55^\circ$ 时,表面法向量角度误差的变化趋势与条件数的变化趋势非常相近,这表明表面法向量估计精度的提高主要是由于条件数的减少。当仰角在 $55^\circ$ 和 $80^\circ$ 之间时,条件数开始适度增加,并且重叠区域开始急剧减小。在条件数和重叠区域共同作用下,表面法向量的角度误差缓慢下降。当仰角从 $80^\circ$ 增加到 $85^\circ$ 时,条件数开始急剧增加,表面法向量的角度误差开始增大,表明条件数的增加开始起主导作用。考虑到重叠面积和条件数,本研究选择 $45^\circ$ 的仰角进行实验,此时条件数在最小值附近,同时3个方向的光源照射在物体表面的重叠面积比例可达到 $70\%$ 。

### 3.2 基于 MERL 数据库的实验验证

实验生成仿真模型针对不同材料进行仿真,用于验证方法的有效性,如图5所示,选用的材料分别为 pvc、alum-bronze、ipswich-pine-221、color-changing-paint2。仿真实验中设置的光源环境为近场环境,3个光源均匀分布在相机周围,同时在相机旁边布置一个共位光源。由于球面具有丰富的表面法向量,本研究选取相同材料的半球面上的全部坐

标点作为训练数据,并利用相同光照条件下不同位置的半球面数据作为测试数据集。在训练过程中,首先生成所有训练点的坐标信息、法向量信息、光源方向和观察方向和观测值。需要注意的是,由于仿真环境为近场条件,因此任意两个坐标点的光源方向和观察方向均不相同。接下来将原始观测值除以光源距离衰减和角度衰减系数,计算得到等效观测值。最后对每个坐标点计算标签和原始数据的数值对,即得到相应材料下的半球表面的训练数据,其中训练标签为法向量与单位化光源方向的点积,原始数据由光源方向、观测方向和观测值组成。训练网络使用 Fitnet,网络第1层和第2层的神经元数量分别设定为30和1,网络的参数量为 $(1+1)\times 30+(30+1)\times 1=91$ ,每个参数按照4 Bytes来计算,于是可知网络的参数量不到1 kbit,故有助于实现网络的实时检测过程。将 Sigmoid 和线性激活函数分别用于第1层和第2层。使用不同光照条件下的合成球图像作为逆向反射模型的训练数据,合成球图像的大小设置为 $600\times 600$ ,表面法向量图的尺寸为 $600\times 600$ ,针对每个半球面共渲染出约 $5\times 10^4$ 个表面点作为训练数据,对所有数据点训练4个循环,训练时间仅需要4.6 s,在启用 MATLAB 并行计算后的平均测试时间为79 ms。实验的硬件是 Intel i5-7500@4.4 GHz CPU,内存为8B,编程环境为 MATLAB 2018a。

图6展示了不同方法下4种材料的半球表面恢复法向量的效果对比,可以看到,本文方法恢复出的表面法向量相比于最小二乘法(Least Squares)简称LS法和约束双变量回归(Constrained Bivariate Regression)简称CBR方法更接近真实值。图7为

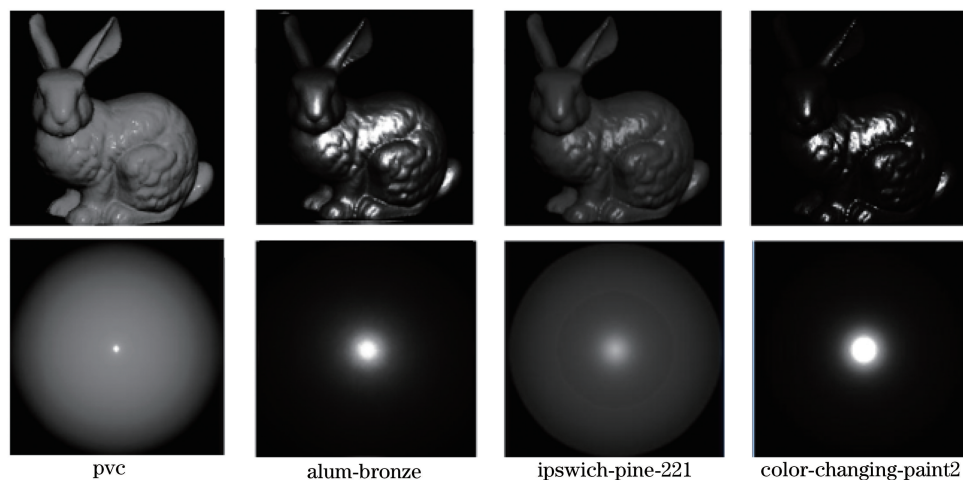


图5 兔子和球模型的渲染图像

Fig. 5 Rendered images of rabbit and ball model

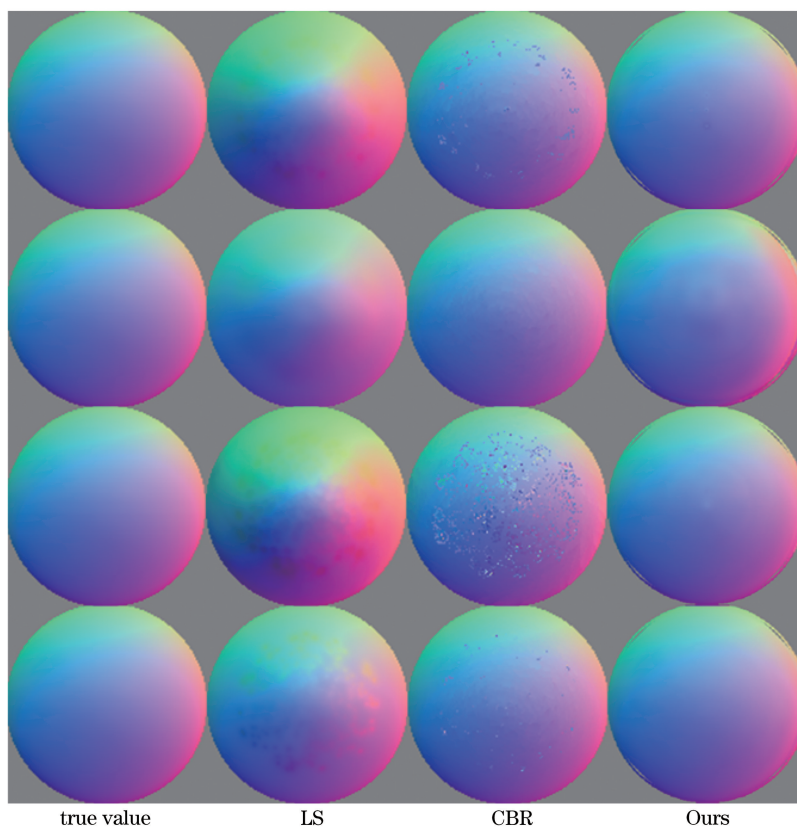


图 6 4 种材料的法向量恢复图对比(从上至下为 pvc, alum-bronze, ipswich-pine-221, color-changing-paint2)  
Fig. 6 Comparison of normal vector recovery maps of four materials (from top to bottom: pvc, alum-bronze, ipswich-pine-221, color-changing-paint2)

不同方法在恢复法向量时的误差图,图中像素值越偏蓝,说明误差越小,反之说明误差越大。表 1 给出了几种不同方法计算出的角度误差,仿真目标包含球面和兔子表面,从表中可以看到,本文算法针对球表面恢复出的表面法向量的平均角度误差为  $0.375^\circ$ ,而 LS 和 CBR 方法计算得到的角度误差分别为  $12.7^\circ$  和  $2.13^\circ$ ,可见本文的方法相较于 LS 和 CBR 具有更高的精度,同时实验过程中不需要许多光源。此外,本文整理了 100 种材料分别使用 CBR 方法和本文所提出的方法的实验结果对比,如图 8 所示,纵坐标表示真实法向量与预测法向量之间的角度误差值,横坐标表示不同材料,本文所提出的方法对 100 种材料的预测误差均位于 CBR 方法的下侧,同时最大误差和最小误差之间的差值约为  $2.8^\circ$ ,平均误差值为  $0.54^\circ$ ,可见本文所提出方法平均预测精度更高,且针对不同材质的表面具有较高的稳定性。

## 4 应 用

我们研究出了一种小型多光谱照明光度立体视觉原型机,可用于验证所提方法在工业零件上的缺

陷检测能力,如图 9 所示。实验采用白色 LED 作为共位光源,红色,绿色和蓝色光源以仰角  $45^\circ$  方向均匀分布在观测方向周围。实验准备阶段基于高精度标定球上的高亮点来标定光源位置和主要光源方向。相机采用大恒集团(中国北京)的 MER-503-36U3C,具有 500 万像素。镜头的焦距为 8.5 mm。在  $\sim 100$  mm 的工作距离处,视场约为  $112$  mm  $\times$   $100$  mm,对应于  $0.046$  mm/pixel 的空间分辨率。实验采用子弹模型作为实验对象,在弯曲金属零件的批量生产中,表面缺陷检测仍然是一项具有挑战性的工作。子弹表面在 4 盏灯下的图像如图 10 所示,曝光时间设定为  $400 \mu\text{s}$ 。这里 RGB 图像为一次性拍摄,但分开显示在图 10 中。

实验分两部分进行,首先拍摄一些没有缺陷的子弹表面图像来训练逆向反射模型参数,并且获取图像上每个点的表面法向量作为训练数据,这一步是基于预先测量的子弹体的三维几何形状来计算回转体的理想表面法向量,接着将计算得到的表面法向量映射到图像上对应的像素点。进一步使用第 2 节中描述的方法预测具有微小划痕的子弹体的表面法向量,再使用凹凸贴图的方法检测缺陷。在光度



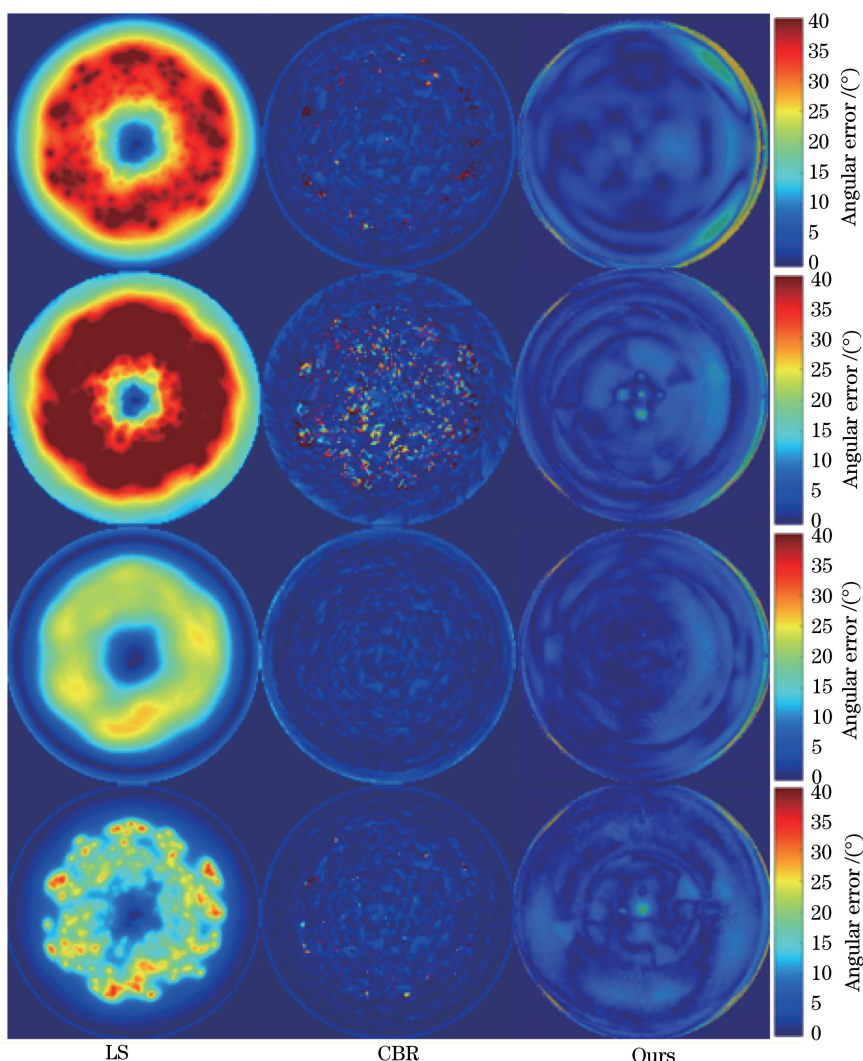
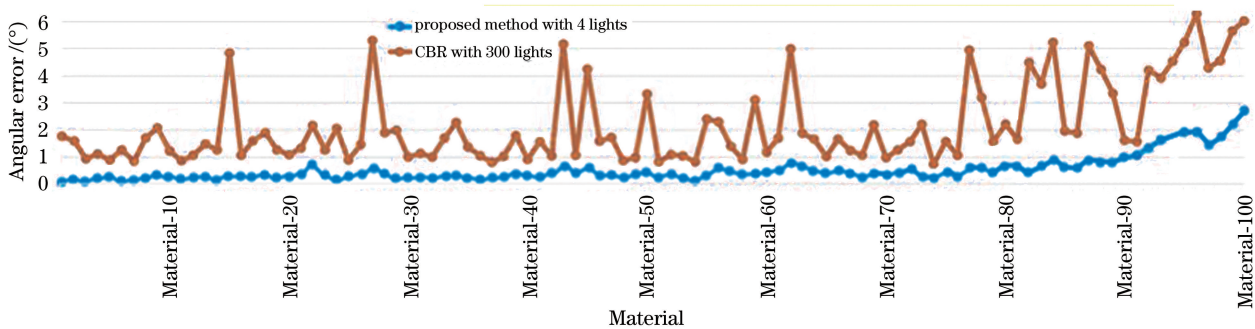


图 7 4 种材料法向量角度误差对比图。(从上至下为 pvc, alum-bronze, ipswich-pine-221, color-changing-paint2)

Fig. 7 Comparison of four material normal vector angular errors (from top to bottom: pvc, alum-bronze, ipswich-pine-221, color-changing-paint2)



Material-79: pvc; Material-56: alum-bronze; Material-47: ipswich-pine-221; Material-45: color-changing-paint2

图 8 基于 MERL 数据集的仿真表面角度误差图

Fig. 8 Angular error of synthetic surface normal vector based on MERL dataset

立体视觉领域中,表面缺陷可以通过他们对表面梯度的扰动来检测,所述表面梯度可以以“凹凸贴图”的形式展示出来。本研究将带通滤波器应用于表面法向量的三个通道,以生成凹凸贴图,其中低频、中

频和高频分量分别对应于凹痕、划痕和噪声,然后使用表面法向量的中频和高频部分渲染缺陷检测的凹凸贴图。恢复得到的表面法向量图和检测到的表面缺陷如图 11 所示。实验中检测到的最小缺陷尺寸



表 1 仿真实验角度误差

Table 1 Angular errors of simulation (°)

Dataset material	Ball			Rabbit		
	LS	CBR	Ours	LS	CBR	Ours
Pvc	24.6	2.12	0.521	26.7	2.29	0.464
Alum-bronze	28.6	3.93	0.153	31.9	4.26	0.172
Ipswich-pine-221	12.9	1.85	0.221	14.5	1.73	0.262
Color-changing-paint2	9.89	1.51	0.613	11.6	1.58	0.573
Mean angular error	12.7	2.13	0.375	13.8	2.17	0.365

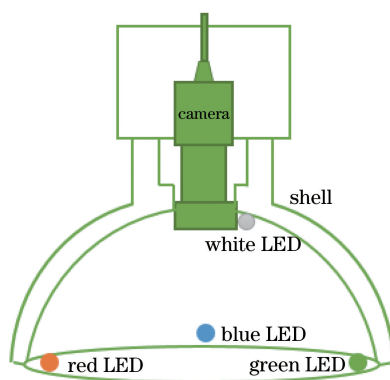


图 9 装置概念图

Fig. 9 Device concept map

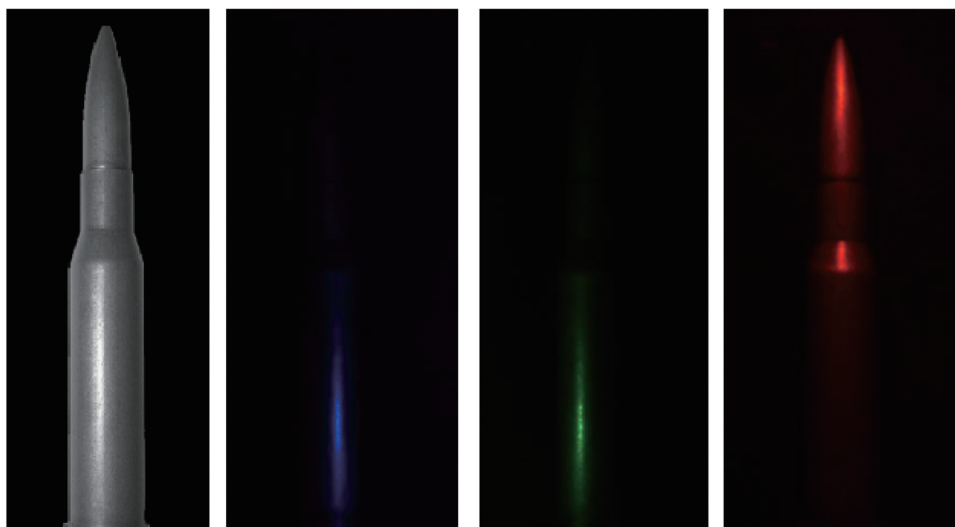


图 10 4 盏灯下拍摄的铜质子弹图

Fig. 10 Images of the copper bullet under four lights

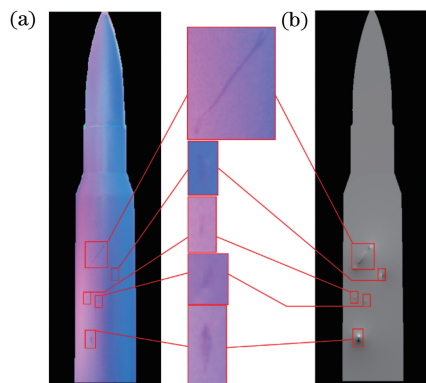


图 11 子弹体恢复法向量图和凹凸贴图。(a) 表面法向量恢复图; (b) 凹凸贴图

Fig. 11 Bullet recovery normal map and bump map.

(a) Recovery map of surface normal; (b) bump map

仅为 0.28 mm×0.77 mm, 表面法向量的平均角度误差为 5.72°, 单张图像拍摄时间仅需要 0.8 ms, 同时由于网络参数量不到 1 kbit, 故有助于实现网络的实时检测过程。不同方法之间的实验对比结果

如表 2 所示。真实实验比仿真实验的误差会大很多, 这可能是由于阴影点、高光点或加工误差等因素所致。由于强烈的镜面反射, 图 10 中的任何单张图像中几乎均看不到缺陷, 这也是在缺陷检测中传统 2D 机器视觉方法难以应用于非朗伯体表面的原因。这些结果证实逆向反射模型在表示非漫反射材料的非线性反射行为方面是有效的, 仅使用极少数图像就可以在高亮金属曲面上获得高精度表面恢复法向量。

表 2 真实实验的角度误差与计算时间

Table 2 Angular errors and computation time of real experiments

Method	LS	CBR	Ours
Angular error / (°)	31.6	28.4	6.91
Computation time / s	2.1	10	0.65

## 5 结 论

提出一种基于共位图像模型驱动光度立体视

觉方法,基于共位图像中反射函数的单调性推导出了一种逆向反射模型,用于精确描述非漫反射表面的非线性反射行为。该过程中只需两张 RGB 图像即可完成对表面法向量信息的精确恢复。对于大批量生产场景下的缺陷检测而言,工件的共位图像可以事先采集以供后续所有工件重复利用,接着采用多光谱照明条件实现在单次拍摄中恢复表面法向量,进一步使用凹凸贴图技术对缺陷进行检测。为了提高模型的准确性,本研究基于 BRDF 数据库和面向特定任务的实验数据训练了一个合理的神经网络用于推断模型参数。仿真实验和真实实验均验证了所提方法在非漫反射表面上进行高精度表面法向量恢复的能力。本研究使得光度立体视觉方法可以应用于非漫反射表面的动态缺陷检测过程。

## 参 考 文 献

- [1] Xu K, Zhou P, Yang C L. 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.  
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.
- [2] Liu R X, Li L Q, Wang J, et al. The evaluation of fabric pleat grade based on photometric stereo [J]. *Journal of Donghua University (Natural Science Edition)*, 2013, 39(1): 48-52, 59.  
刘瑞鑫,李立轻,汪军,等. 基于光度立体视觉的织物褶裥等级评定[J]. *东华大学学报(自然科学版)*, 2013, 39(1): 48-52, 59.
- [3] Li J, Ma Y C, Zhang Y J, et al. 3D digitization of non-rigid objects using improved color photometric stereo method [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2015, 27(9): 1750-1758.  
李健,马泳潮,张玉杰,等. 利用改进的彩色光度立体法实现非刚性体三维数字化[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2015, 27(9): 1750-1758.
- [4] Woodham R J. Photometric method for determining surface orientation from multiple images [J]. *Optical Engineering*, 1980, 19(1): 191139.
- [5] Zhang J. Research on 3D model reconstruction algorithm based on photometric stereo image [D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2004.  
张军. 基于光度立体图像的 3D 模型重建算法研究 [D]. 西安: 西北工业大学, 2004.
- [6] Lin M Q. Research and implementation of 3D reconstruction technology based on photometric stereo method [D]. Shenyang: Northeastern University, 2010.  
林慕清. 基于光度立体法的三维重建技术的研究与实现 [D]. 沈阳: 东北大学, 2010.
- [7] Xu Q X. Research on 3D reconstruction of detailed features based on photometric stereo [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2011.  
徐庆相. 基于光度立体视觉的表面精细特征三维重建技术研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2011.
- [8] León F P, Lindner C, van Gorkom D. Surface segmentation by variable illumination [J]. *CIRP Annals*, 2007, 56(1): 549-552.
- [9] Smith M, Smith G, Hill T. Gradient space analysis of surface defects using a photometric stereo derived bump map [J]. *Image and Vision Computing*, 1999, 17(3/4): 321-332.
- [10] Kang D, Jang Y J, Won S. Development of an inspection system for planar steel surface using multispectral photometric stereo [J]. *Optical Engineering*, 2013, 52(3): 039701.
- [11] Miyazaki D, Hara K, Ikeuchi K. Median photometric stereo as applied to the Segonko Tumulus and museum objects [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2010, 86(2/3): 229-242.
- [12] Ikehata S, Aizawa K. Photometric stereo using constrained bivariate regression for general isotropic surfaces [C] // 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE, 2014: 2187-2194.
- [13] Matusik W, Pfister H, Brand M, et al. A data-driven reflectance model [C] // ACM SIGGRAPH 2003 Papers on-SIGGRAPH'03, July 27-31, 2003, San Diego, California. New York: ACM, 2003: 759-769.
- [14] Wu L, Ganesh A, Shi B X, et al. Robust photometric stereo via low-rank matrix completion and recovery [M] // Kimmel R, Klette R, Sugimoto A. *Computer vision-ACCV 2010. Lecture notes in computer science*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2011, 6494: 703-717.
- [15] Ikehata S, Wipf D, Matsushita Y, et al. Robust photometric stereo using sparse regression [C] // 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE, 2012: 318-325.
- [16] Queau Y, Wu T, Lauze F, et al. A non-convex variational approach to photometric stereo under inaccurate lighting [C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York:

- IEEE, 2017: 350-359.
- [17] Hertzmann A, Seitz S M. Example-based photometric stereo: shape reconstruction with general, varying BRDFs [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(8): 1254-1264.
- [18] Yang M, Fang Y H, Wu J, et al. Multiple-component polarized bidirectional reflectance distribution function model for painted surfaces based on Kubelka-Munk theory [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(1): 0126002.  
杨敏, 方勇华, 吴军, 等. 基于 Kubelka-Munk 理论的涂层表面多参量偏振双向反射分布函数模型 [J]. 光学学报, 2018, 38(1): 0126002.
- [19] Goldman D B, Curless B, Hertzmann A, et al. Shape and spatially-varying BRDFs from photometric stereo [C] // Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'05), October 17-21, 2005, Beijing, China. New York: IEEE, 2005, 1: 8814797.
- [20] Ward G J. Measuring and modeling anisotropic reflection [J]. ACM SIGGRAPH Computer Graphics, 1992, 26(2): 265-272.
- [21] Alldrin N, Zickler T, Kriegman D. Photometric stereo with non-parametric and spatially-varying reflectance [C] // 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2008, Anchorage, AK, USA. New York: IEEE, 2008: 10139961.
- [22] Shi B X, Tan P, Matsushita Y, et al. Bi-polynomial modeling of low-frequency reflectances [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(6): 1078-1091.
- [23] Chandraker M, Ramamoorthi R. What an image reveals about material reflectance [C] // 2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE, 2011: 1076-1083.
- [24] Shen H L, Han T Q, Li C G. Efficient photometric stereo using kernel regression [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(1): 439-451.
- [25] Santo H, Samejima M, Sugano Y, et al. Deep photometric stereo network [C] // 2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW), October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE, 2017: 501-509.
- [26] Silver W M. Determining shape and reflectance using multiple images [D]. USA: Massachusetts Institute of Technology, 1980.
- [27] Hui Z, Sankaranarayanan A C. Shape and spatially-varying reflectance estimation from virtual exemplars [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(10): 2060-2073.
- [28] Hui Z, Sunkavalli K, Lee J Y, et al. Reflectance capture using univariate sampling of BRDFs [C] // 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE, 2017: 5372-5380.
- [29] Nie Y. Photometric stereo with near-field quasi point light sources [D]. Shenzhen: University of Chinese Academy of Sciences, 2016: 21-30.  
聂颖. 基于近场非标准点光源的光度学三维重建问题研究 [D]. 深圳: 中国科学院大学, 2016: 21-30.
- [30] Wang X, Zhang Y S, Xu C, et al. Bidirectional reflectance distribution function modeling approach of space objects' fold material [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(10): 1024001.  
汪夏, 张雅声, 徐灿, 等. 空间目标褶皱材质 BRDF 建模方法 [J]. 光学学报, 2019, 39(10): 1024001.
- [31] Yuan Y, Jin D, Su L J. Optimization modeling and verification of bidirectional reflectance distribution function for rough surfaces [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(5): 052901.  
袁艳, 金鼎, 苏丽娟. 粗糙表面双向反射分布函数优化建模与验证 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(5): 052901.