

光学学报

基于遗传-反卷积算法的飞行时间测距相机非视域成像

方宇杰^{1,2,3}, 王霞^{1,2,3*}, 苏秉华^{2,3}

¹北京理工大学光电学院光电成像技术与系统教育部重点实验室, 北京 100081;

²北京理工大学珠海学院, 广东 珠海 519085;

³“天临空地海”复杂环境智能探测重点实验室, 广东 珠海 519085

摘要 非视域成像是指被测目标在相机探测视场外部, 被测目标的光信号需要通过中介面反射后被相机采集, 进而实施计算成像的一种技术。针对退化的非视域图像, 去除中介面影响而获得清晰目标的过程属于一种光学逆问题。因此, 中介面的光学散射特性在逆问题中的模型是一个关键。本文采用光子飞行时间测距(TOF)相机, 提出一种非朗伯散射特性中介面的近似数值模型, 并通过遗传算法求取, 基于所求近似数值解, 通过 Lucy-Richardson(LR)反卷积实现非视域目标的三维重建。实验中, 采用了打磨过的聚丙烯塑料(PP)板和亚克力(PMMA)板作为反射中介面, 被测目标为表面形状复杂的石膏雕像、抛光塑料面板和多个目标的自然场景等常见实物, 应用所提遗传-反卷积算法对非视域目标进行重构, 通过重构前后的主观对比以及均方差的客观数据对比, 得出重构后深度图像的均方误差是原始图像均方误差的 $1/7 \sim 1/2$, 表明了该算法的有效性。

关键词 光学数据处理; 图像重构; 散射后测量; 相位测量

中图分类号 O43

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS230870

1 引言

成像系统借助中介面的反射特性, 对障碍物或拐角处的目标实施计算成像的技术称为非视域成像技术^[1]。由于其能借助墙体或其他反射面对转角处或烟雾后方进行成像, 因此在消防救援、反恐侦察、医疗成像等领域有广泛的应用潜力, 近年来逐渐成为人们关注的焦点^[2-8]。

非视域成像技术从实现原理上可分为主动非视域成像与被动非视域成像。主动非视域成像技术需要照明系统与探测系统同步工作, 所采集的光信号包含了时间与空间上的双重耦合信息, 处理器需要根据照明方式从时空耦合的信息中解算出非视域成像结果。现有的主动成像方法包括高速脉冲照明与探测器组合的瞬态成像法^[9-11]和距离选通非视域成像方法^[12-15]等。

被动非视域成像则没有特定的照明形式, 探测器仅通过采集中介面上的散斑信号, 借助光学传输模型或优化算法实现非视域目标重构, 由于其低成本、快速性以及易实现性而逐渐成为研究热点^[6, 16]。Klein 等^[17]采用普通相机对中介面上的阴影进行采集与分析, 提出一种优化迭代算法实现了非视域目标姿态探测。

Saunders 等^[18]以液晶显示器对非视域目标进行照明, 采用普通相机从朗伯体中介面上实施图像重构, 该方法是依据一定的先验知识, 从中介面上的阴影中重构出非视域图像。Sasaki 等^[6]则采用红外相机作为成像系统, 以视场外的人作为非视域目标, 利用人体表面红外辐射分布不同于场景红外辐射分布的差异性, 实现了非视域重构。

针对不同成像系统或场景, 虽然已有各种解决方法, 然而普遍存在计算复杂、系统成本高、中介面材料简单等问题, 仍然没有统一且有效的中介面数学模型以及重构方法。近年来, 光子飞行时间测距(TOF)成像相机以其小体积、低成本、低功耗等特点受到人们广泛关注。相比于飞秒激光器的瞬态成像、距离选通成像等, TOF 相机应用于非视域成像系统能够显著减少成本的同时提高成像速度。与被动非视域成像相比, TOF 相机利用中介面上的散斑信息, 能实现非视域目标的三维重构。Heide 等^[19]基于 TOF 相机设计了一种非视域成像系统。他们将非视域图像的重构视作一种逆问题的求解, 利用数据稀疏性, 成功实现了非视域重构, 重构分辨率为厘米量级。然而并没有详细分析中介面的散射特性, 也没有分析中介面在逆问题中是如

收稿日期: 2023-04-24; 修回日期: 2023-05-23; 录用日期: 2023-06-14; 网络首发日期: 2023-09-13

基金项目: 广东省普通高校重点领域专项(2021ZDZX3012)、广东省重点领域研发计划(2021B0707010001)

通信作者: *angelniuniu@bit.edu.cn

何处理的。Kadambi 等^[20]分析了中介面散射特性对 TOF 相机在非视域成像中的影响,测试了上百种不同散射特性的中介面材料,提出采用半峰全宽(FWHM)来描述中介面的散射特性,最后将中介面视作一种虚拟探测器,利用压缩传感算法实现了非视域目标的跟踪。然而该报道没有进一步定量分析非视域成像质量与非朗伯散射特性之间的关系。

为此,本文基于 TOF 相机,分析了光信号散射路径与中介面上的散斑特点,提出了一种中介面散射特性数值模型及其求解方法,进而利用该模型对非视域退化图像实施反卷积运算,以实现非视域目标三维重构。该方法能够为未来相关工作提供理论基础和实验依据,进而推动非视域成像技术的实际应用。

2 TOF 相机非视域成像理论分析

2.1 TOF 相机非视域成像原理

TOF 相机是一种主动成像三维相机,照明光源为非相干光源,通过计算调制照明光与目标信号返回光之间的相位差来实现深度成像,非视域目标光信息在经过中介面时发生了散射,但并不影响由目标距离产生的相位差测量,只是测量结果因信号强度散射而致使三维图像发生退化。由于每个像素独立且并行工作,进而能够实现一帧相位差数据获取一幅目标三维图。

TOF 相机成像过程中,每个像素上接收到的信号强度 $c(\tau)$ 等于照明调制光信号 $s(t)$ 和接收光信号 $g(t)$ 的相关函数^[21-22],其表达式为

$$c(\tau) = s(t) \otimes g(t) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\frac{\tau}{2}}^{+\frac{\tau}{2}} s(t)g(t + \tau) dt, \quad (1)$$

式中: T 为一次照明周期; τ 为接收光和照明光之间的相位差。非视域成像中,中介面的散射作用使得每个像素除了测量真值以外还叠加了周围“扩散”后的光信息,扩散结果随中介面散射特性的不同而不同。假设用双向反射分布函数 $f_{bs}(\theta)$ 来表示中介面的散射作用,式(1)可进一步表示为

$$c_{bs}(\tau, \theta) = f_{bs}(\theta)c(\tau) = f_{bs}(\theta)s(t) \otimes g(t) = f_{bs}(\theta) \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\frac{\tau}{2}}^{+\frac{\tau}{2}} s(t)g(t + \tau) dt, \quad (2)$$

式中: θ 为中介面法线和中介面上对应成像点到 TOF 相机连线的夹角。为能求得深度信息,TOF 相机采用四象限计算目标深度,即令调制信号分别推迟 0° 、 90° 、 180° 和 270° 形成 $c_1(\tau)$ 、 $c_2(\tau)$ 、 $c_3(\tau)$ 和 $c_4(\tau)$,每次采集数据时强度均会受中介面特性 $f_{bs}(\theta)$ 的影响,同时每个像素的强度分布与中介面反射光场强度相关,因此每个像素上所得相位 $\varphi(\theta)$ 、强度 $A(\theta)$ 以及深度 $d(\theta)$ 的计算方法^[21-22]的表达式分别为

$$\varphi(\theta) = \arctan \left[\frac{c_1(\tau) - c_2(\tau)}{c_3(\tau) - c_4(\tau)} f_{bs}(\theta) \right], \quad (3)$$

$$A(\theta) = f_{bs}(\theta) \frac{\sqrt{[c_1(\tau) - c_2(\tau)]^2 + [c_3(\tau) - c_4(\tau)]^2}}{2}, \quad (4)$$

$$d(\theta) = \varphi(\theta) \frac{c}{4\pi F}, \quad (5)$$

式中: c 和 F 分别为光速与照明光调制频率。TOF 相机深度成像公式表明,目标深度成像的基本条件是有效的光强信息采集,由于深度计算结果与光强信息存在反正切关系,因此在小范围内可视作线性关系,从而对光强信息的分析等价于深度计算结果。当信号光强度受中介面散射后,深度计算结果发生退化,深度成像结果将与散射特性 $f_{bs}(\theta)$ 以及输入角 θ 有关。

2.2 中介面散射特性对 TOF 相机非视域成像的作用

中介面光学散射特性的模型建立是非视域成像中的关键问题。材料表面光学散射特性通常可用双向反射分布函数(BRDF)来描述,该函数从辐射度角度定义了入射方向与给定出射方向之间的辐射率关系。在应用非视域技术场景中,难以通过 BRDF 函数求解深度图像的逆运算,且种类繁多的中介面散射特性,无法在非视域成像中实时测量^[23]。为研究基于 TOF 相机的非视域成像技术,Kadambi 等^[20]采用 FWHM 参数描述中介面的光学反射特性,所接收到的散斑图案与中介面的 FWHM 参数相关,然而该参数并没有进一步应用于压缩感知算法。为求解模糊图像的逆运算,首先对非视域光散射特点进行分析,如图 1 所示。

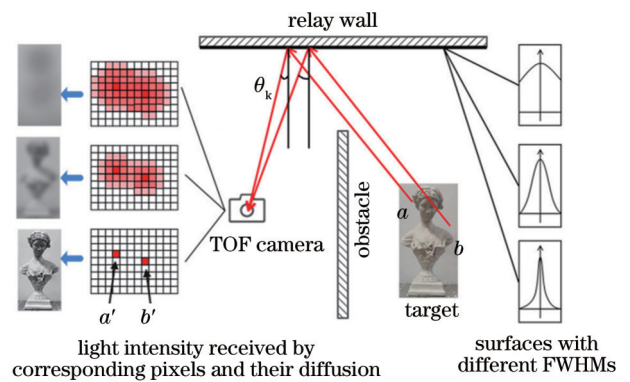


图 1 材料表面散射特性对非视域成像的影响
Fig. 1 Influence of surface relay characteristics of materials on non-line-of-sight (NLOS) imaging

图 1 展示了具有不同 FWHM 参数的材料对 TOF 相机非视域采集所得到的散斑分布。目标 a 点反射出的光信号,入射到中介面后反射进入传感器对应像素 a' 。如果中介面是纯镜面反射,传感器像素 a' 接收到 a 点光能量后进行成像。但由于中介面的“扩散”作用,像素 a' 周围的像素也能接收到 a 点发出的光能量,其能量大小与范围因 FWHM 参数的不同而不同。同

理, b 点发出目标光信号, 经由中介面后落在像素 b' 上, b' 周围其他像素接收到的扩散光能量与 a' 像素相叠加。因此, 传感器某像素所接收到的光信号结果为附近所有信号不同程度的叠加, 即某像素 p 所接收的光强信号 $I_p(x, y)$ 可表达为

$$I_p(x, y) = I_{pt}(x, y) f_{bs}(\theta_k) + \sum I_{pt}(i) f_{bs}(\theta_i) + \varepsilon, \quad (6)$$

式中: θ_k 为该像素对应中介面位置到接收镜头连线与中介面法线之间的夹角; $f_{bs}(\theta_k)$ 即为对应角度下中介面的反射强度, 以及真实强度值 I_{pt} , 此外还存在干扰 ε 。传感器某像素实际测量值 $I_p(x, y)$ 包含了中介面作用下目标对应位置的真实强度 I_{pt} , 同时还叠加了周围有限个其他目标位置的真实强度, 因此造成深度数据的退化。当相机与目标位置相对固定时, 接收视场内, 若将相邻若干个像素的接收角度视为近似相等, 则式(6)可近似改写为

$$I_p(x, y) = I_{pt}(x, y) * f_{bs}(\theta_k) + \varepsilon. \quad (7)$$

因此, 根据中介面散射特点分析, 提出一种假设: 相机最终所接收到的退化数据可视作清晰深度数据与中介面散射特性卷积后的结果。若已知中介面散射特性 f_{bs} , 则能够从退化图像中反卷积得到清晰的结果。TOF 相机所采集的目标光信号为 $I_p(x, y)$, 根据式(2)~(5), 将采集的 $I_p(x, y)$ 经过计算得到深度值。综上, 目标的三维重构问题转化为散射特性 f_{bs} 的求解和退化图像反卷积问题。

3 深度数据恢复方法

假设深度退化图像是由中介面散射特性与清晰深度图像卷积而得, 则可以尝试利用清晰与模糊的图像寻找散射特性, 确定中介面散射特性之后, 则可对障碍物后的非视域目标实现三维重构。处理流程如图2所示。

遗传算法是一种根据目标函数求解极值的搜索算法, 其思路来自于达尔文的生物进化理论, 同一个物种的物种通过交配产生下一代个体, 在交配过程中发生基因的交换同时存在小概率的变异。如果在人为或者在自然条件的作用下, 每隔一段时间淘汰一批不适应生存的个体, 剩下的其他个体将会向着适应生存的方向发展。

因此在利用遗传算法时, 首先通过平面镜采集到清晰图像 I_{pt} , 通过待测中介面采集模糊图像 I_p , 然后根据式(7)设计适应度函数式(8), 设散射特性 f_{bs} 为某未

知矩阵, 多次迭代计算使适应度 X^* 最小。适应度函数需要考虑噪声干扰 ε 。其表达式为

$$X^* = \arg \min_{f_{bs}} \| I_{pt} * f_{bs} + \varepsilon - I_p \|. \quad (8)$$

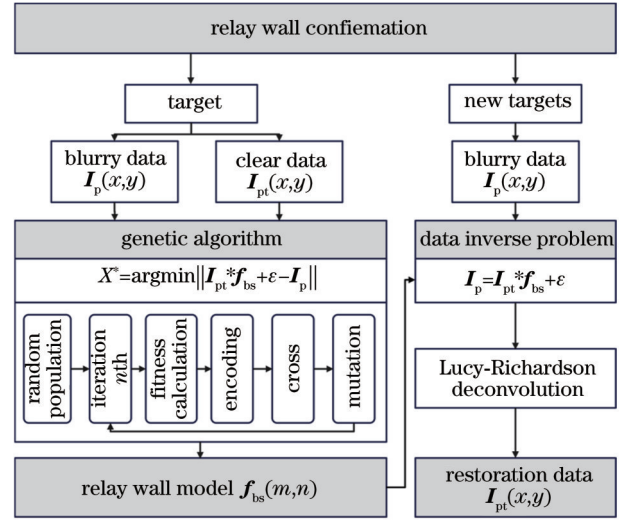


图2 非视域成像目标重构处理流程图

Fig. 2 Flow chart of target reconstruction in NLOS imaging

由于散射特性 f_{bs} 完全未知, 因此令散射特性的初始种群为某尺寸完全随机的矩阵, 然后在设定好的迭代次数框架下, 代入式(8)求适应度, 将种群按照适应度从大到小排列, 令适应度小的种群 f_{bs} 作为当前迭代次数下最接近真实的散射特性。令优秀个体的种群进行基因交叉与变异, 即通过实数编码产生下一代新种群, 重复迭代计算, 总是保留令适应度更小的种群, 即若干代之后获得较小的适应度后即认为获得了真实散射特性的近似解。

中介面散射特性 f_{bs} 求得之后, 即获取了清晰图像 I_{pt} 的退化过程, 因此新的退化图像通过反卷积实现清晰化的重构。由于卷积运算不存在逆过程, 本文采用 Lucy-Richardson(LR)反卷积算法进一步实现深度数据清晰化。基于贝叶斯公式, 在假设重构数据服从泊松分布的条件下, 若给定卷积核, 则通过最大似然估计法对数据完成重构。本研究中的卷积核为中介面的近似模型 $f_{bs}(x, y)$, 退化图像数据 $I_p(x, y)$ 是由原始清晰图像 $I_{pt}(x, y)$ 经由中介面 $f_{bs}(m, n)$ 退化得到, 计算条件概率 $p(I_p|I_{pt})$ 的最大值完成参数估计, 从而实现图像重构。最大似然函数表达式为

$$p(I_p|I_{pt}) = \prod_{(x,y)} \frac{f_{bs}(m, n) * I_{pt}(x, y)^{I_p(x,y)} \exp[-f_{bs}(m, n) * I_{pt}(x, y)]}{I_p(x, y)!}. \quad (9)$$

为求得式(9)的最大值, 分别对式(9)两侧做对数运算后求其等效结果, 并且引入迭代方法, 则可表达为

$$I_{pt}^{n+1}(x, y) = \left[\frac{I_p(x, y)}{f_{bs}(m, n) * I_{pt}^n(x, y)} * f_{bs}(m, n)^T \right] I_{pt}^n(x, y), \quad (10)$$

即通过模糊数据 $I_p(x, y)$ 多次迭代计算出清晰图像数据 $I_{pt}(x, y)$ 。

4 实验分析

基于 TOF 相机的非视域成像实验场景如图 3 所

示包括位置尺寸设置。成像系统采用美国 TI 公司型号为 OPT8241CDK 的 TOF 相机, 视场覆盖被测目标, 主要实验参数如表 1 所示。

表 1 实验场景基本参数设定

Table 1 Basic parameter setting for experimental scenario

Parameter	Resolution / pixel	Modulation / MHz	Illumination power / W	Depth accuracy / mm	Target size / cm	Focal length / mm
Value	320×240	46 55	Avg 8	5	20×20	22

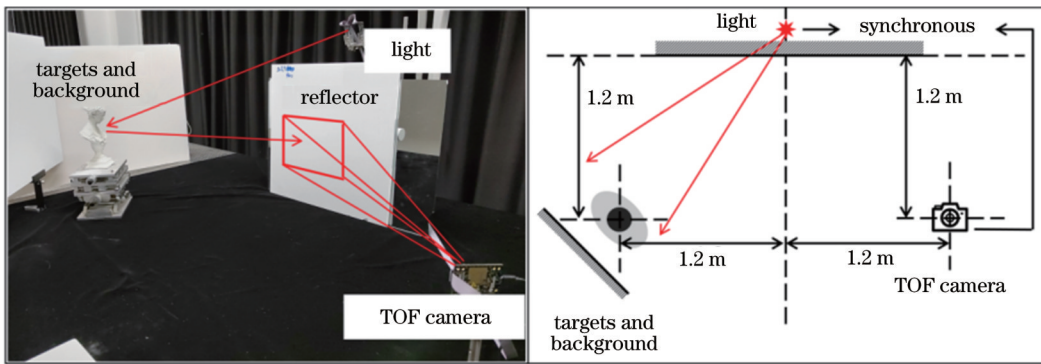


图 3 测试场景与具体位置设定

Fig. 3 Experimental scenes and their locations

中介面分别采用了光亮的瓷砖、打磨过的聚丙烯塑料 (PP) 板与亚克力 (聚甲基丙烯酸甲酯, PMMA) 板, 被测目标分别为简单的石膏圆锥、复杂的石膏人

像、光亮的塑料板字母, 以及多种材质混合的自然场景, 均为日常所见普通材料。如图 4 所示显示了普通相机拍摄的目标与通过中介面为镜面的清晰深度图

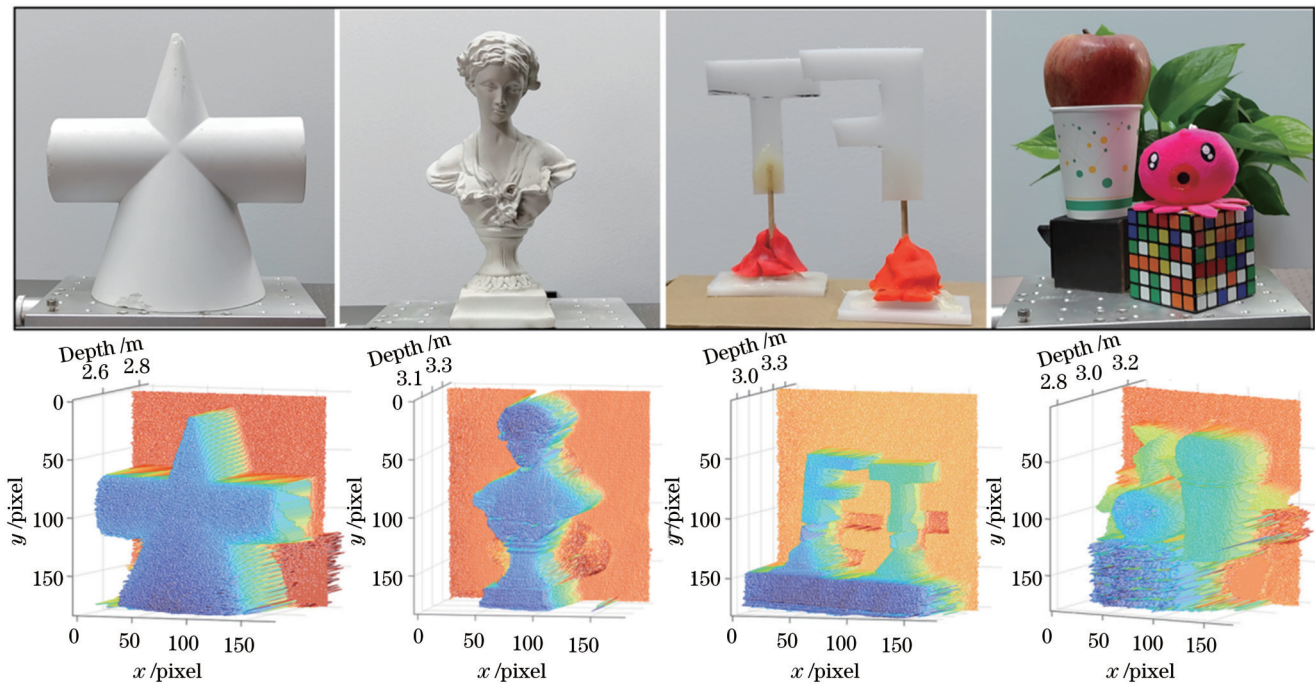


图 4 被测目标及其对应的由平面镜采集的深度图像

Fig. 4 Measured targets and their corresponding depth images collected by flat mirror

像,非视域深度图像重构前后的均方误差均以图 4 所示的清晰深度图为准。

瓷砖中介面具有高度反光特性,能对非视域目标起到镜面成像的作用,因此根据式(7)的卷积公式,理论上能求得一个中心为 1、其余为 0 的理论数值,即卷积前后不发生变化的镜面转换。所选择的 PP 板和 PMMA 板经过简单表面处理用于反射中介面,该材料存在一定散射成分和镜面散射特性,图 5 为两种材

料的部分 BRDF 曲线及相应的退化原始图像,图 5(a)与 5(b)分别是以入射角为 45° 的点光源入射到材料表面后,用探测器在不同反射角所测得的出射光强分布。主观上,人眼无法通过这两种材料观察到非视域目标,但通过相机能够测得退化严重的目标图像。为便于对比,图 5(c)为镜面条件下采集的清晰三维数据,图 5(d)~(f)分别为以瓷砖、PP 板以及 PMMA 板作为中介面采集的原始三维数据。

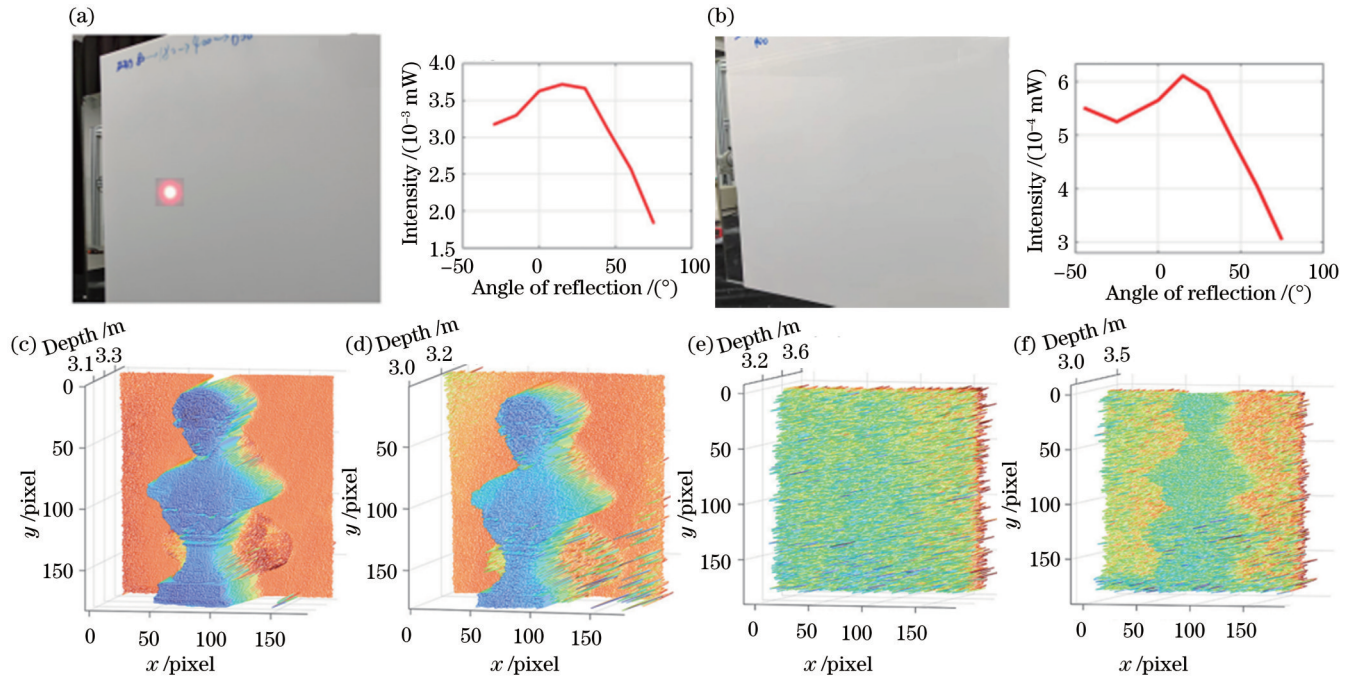


图 5 PP 板和 PMMA 板两种中介面的散射特性与不同中介面条件下采集的原始深度数据。(a) PP 板及其部分 BRDF 曲线;(b) PMMA 板及其部分 BRDF 曲线;(c) 镜面;(d) 瓷砖;(e) PP 板;(f) PMMA 板

Fig. 5 Scattering characteristics of PP plate and PMMA plate and raw depth data collected from different material relay surfaces.
 (a) PP plate and part of its BRDF curve; (b) PMMA plate and part of its BRDF curve; (c) mirror; (d) ceramic tile; (e) PP plate; (f) PMMA plate

由于中介面光学特性在非视域成像中的表达方式是完全未知的,因此分别选用尺寸为 7×7 、 10×10 和 15×15 的二维矩阵作为模型,基于式(8)并使用图 2 所示流程,采用图 5 中的镜面图像与对应的退化图像求解对应的材料散射特性,通过图 5(c)和 5(d)求瓷砖中介面散射特性、图 5(c)和 5(e)求 PP 板散射特性以及图 5(c)和 5(f)求 PMMA 板散射特性。在多次迭代后获得图 6 所示适应度曲线,每种材料使用三种不同尺寸计算散射特性,从而获得三条适应度曲线。由于散射特性 f_{bs} 的初始值是随机的,因此适应度的初始值不同,然而随着迭代次数增加,三种尺寸的适应度曲线结果相近,从而表明令清晰图像退化的散射模型并不是唯一解,存在一定的随机性。基于式(7)与式(8)的分析,适应度越小表明所求得的二维矩阵越接近实际散射特性。

图 7 显示了具体的二维矩阵数值解,由式(7)可知,清晰的深度图像与此类矩阵做矩阵运算可得到退

化的非视域深度图,均无量纲。图 7(a)为瓷砖中介面散射特性的三种不同尺寸的近似数值解,理论上应该获得一个中心为 1 的数值,从左到右的形状均为中间部分数值较大、边缘数值较小,由于近似解的原因致使结果并不理想,一定程度上能够反映遗传算法的有效性。图 7(b)、7(c)分别为 PP 板和 PMMA 板中介面散射特性数值解,从左到右表现出不同结果,说明散射特性的表达方法可能不是唯一解。由于散射特性数值解是一个未知的无量纲二维矩阵,其是否能证明假设的成立,需要进一步利用其进行反卷积运算,通过重构结果进行评价。

图 7(b)、7(c)作为两种中介面的散射特性用以重构该特性下的非视域图像。因此分别在 PP 板和 PMMA 板条件下采集非视域深度图,所选取目标为非石膏少女的其他目标。使用式(10)的反卷积算法对其他目标实施重构,图 8、9 分别显示了同一个深度图在不同尺寸散射特性矩阵下的重构结果。文献[24]的链

接存储了程序源码和深度图的原始数据。

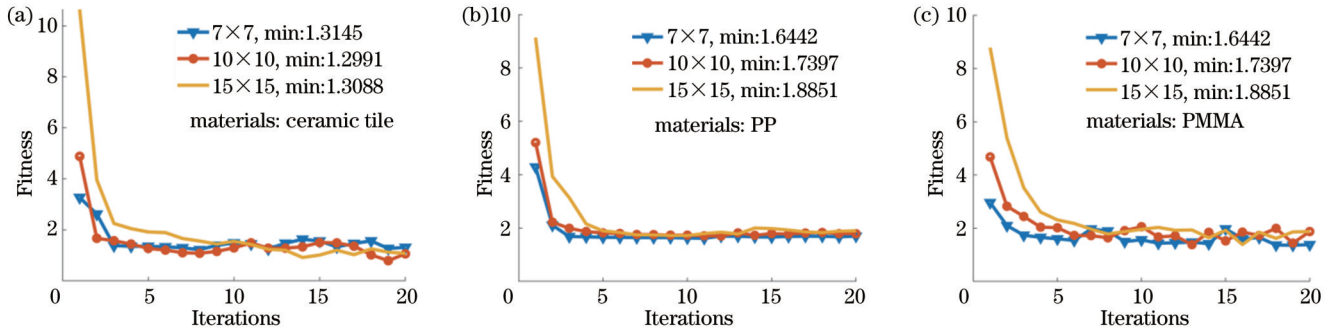


图 6 三种材料的近似光学模型解的适应度曲线

Fig. 6 Fitness curves of approximate optical model solutions for three materials

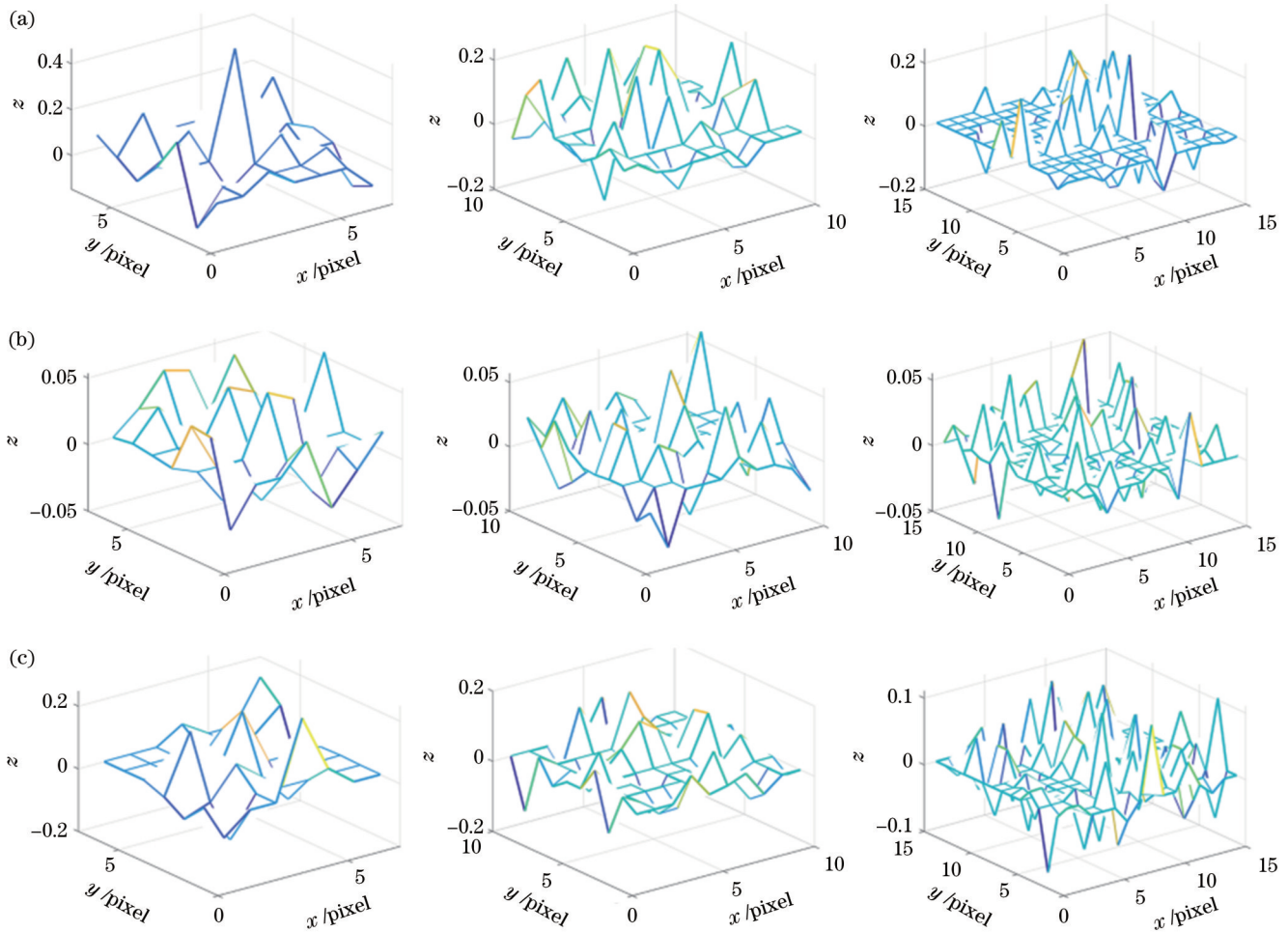


图 7 遗传算法求得的中界面近似解。(a)瓷砖材料的光学特性近似解;(b)PP板的光学特性近似解;(c)PMMA板的光学特性近似解

Fig. 7 Approximate solution for relay surface obtained by genetic algorithm. (a) Approximate solution for optical properties of ceramic tile; (b) approximate solution for optical properties of PP plate; (c) approximate solution for optical properties of PMMA plate

图 8、9 中(a)~(c)三组分图分别显示了三种不同被测目标在不同散射特性矩阵下重构的结果,其中每组分图第一行从左到右分别表示了未处理的原始深度数据图、多次采集均值去噪数据,以及 7×7、10×10 和 15×15 散射特性反卷积重构图。为从主观上观察深度图像质量,每组图像增加了第二行差值图,差值图即

每组第一排与清晰图(图 4 第二排)通过求差获取。理论上重构之后的图更接近清晰图,差值图为 0 则表明重构结果完全恢复。由于深度图像是目标的三维图像,z 坐标为距离值,因此采用了统一的距离色度条。

主观上,三组图像数据横向对比可见,均值去噪图虽然能解决毛刺去噪问题,然而会带来总体位置的偏

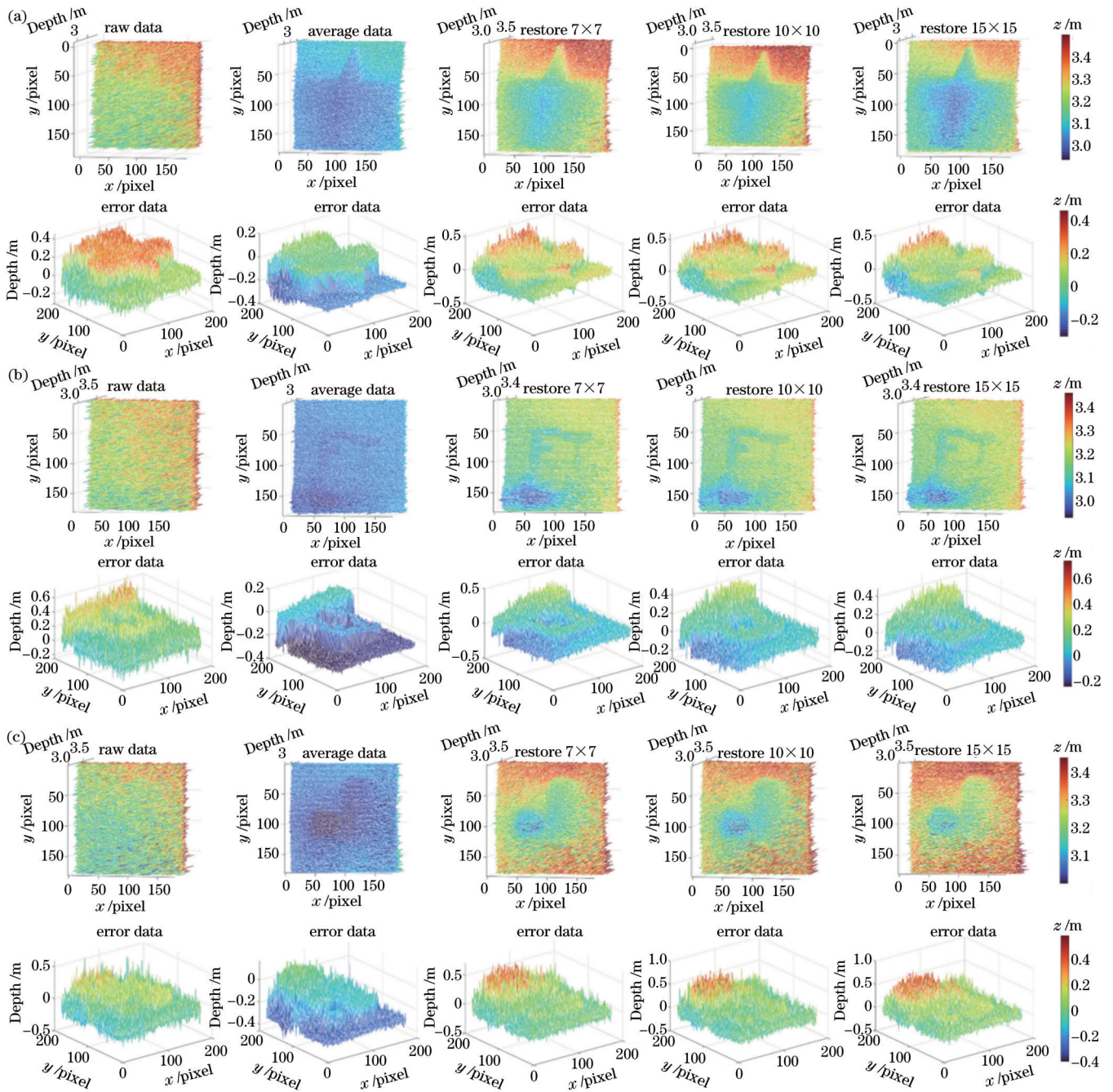


图 8 PP 板为中介面时,不同目标的原始深度数据、均值数据、误差数据以及三种尺寸 f_{bs} 特性下的重构结果图。(a) 石膏圆锥;(b) 光滑塑料;(c) 自然复杂场景

Fig. 8 Row depth data, average data, error data, and reconstruction results under three sizes of f_{bs} characteristics with different targets using PP plate as relay surface. (a) Gypsum cone; (b) smooth plastics; (c) natural complex scenes

移,颜色较深、距离变远。而三种不同尺寸的散射特性从差值图上表现出重构后更多的像素趋向于0,并且差值图显著说明重构后的图像相比原始数据与均值去噪数据,更具“立体感”,而不是“平面”图。三组不同目标的纵向对比可看出均值去噪都会引起位置偏移严重,反卷积重构结果更佳,如章鱼毛绒玩具重构出了眼睛等细节,而对于光滑的塑料字母,光能量集中的部分,能够获得较多细节。类似地,塑料魔方和植物表面由于反光方向性,光能量不能有效返回探测器,导致信

息的缺失。由于三种散射特性近似解的适应度基本相同(图6),因此重构结果主观观察不显著。

客观上,以通过镜面采集的清晰非视域图像为基准,表2展示了所有深度图像的均方误差,数据表明,重构后图像的均方误差是原始图像的1/3~1/2,是均值去噪结果的1/2,因而从客观角度证明了遗传-反卷积算法具有一定的有效性,能够对非视域深度图像进行恢复。

为证明算法的有效性,更换另一种中介面材料重

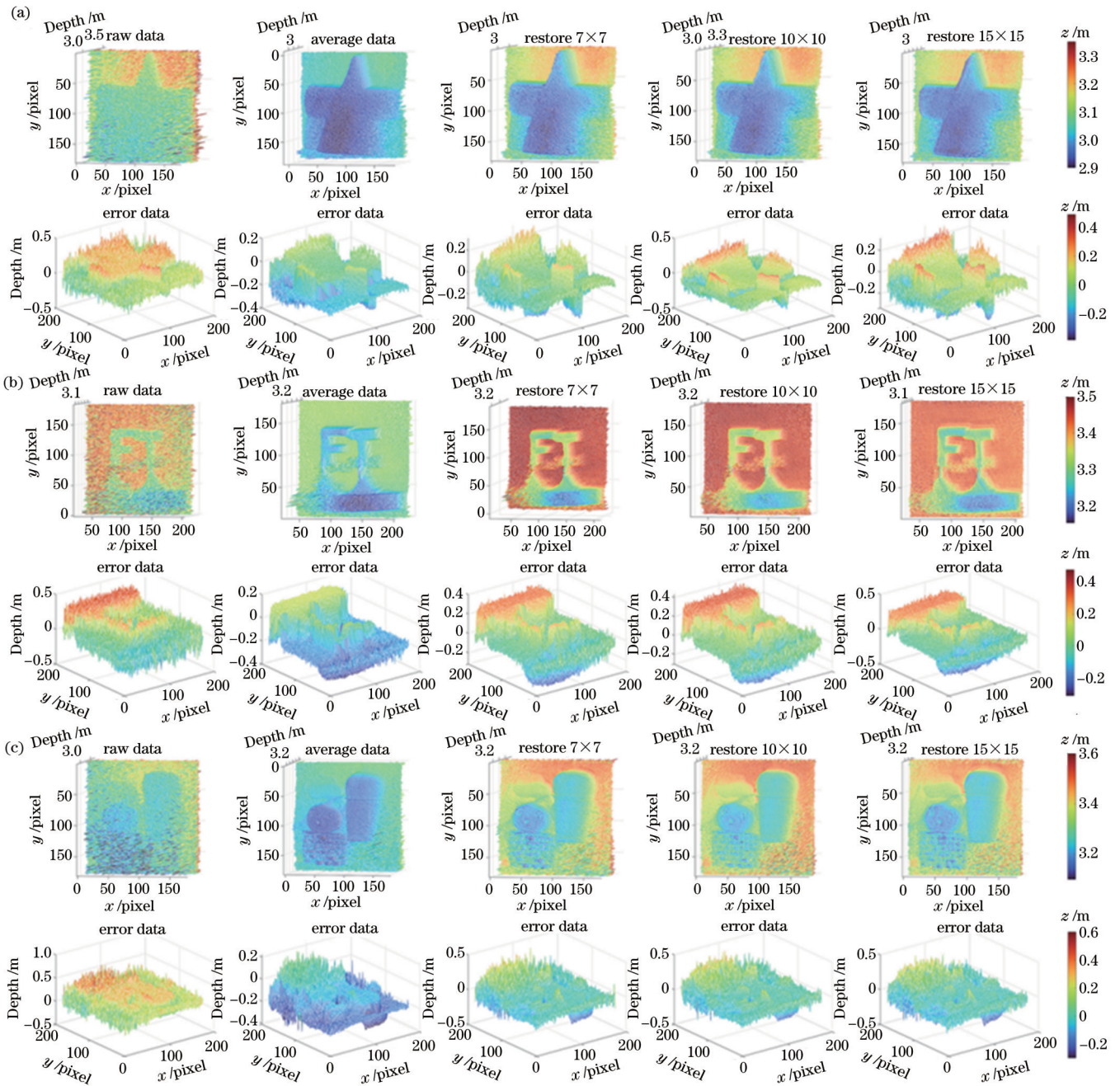


图 9 PMMA 板为中介面时,不同目标的原始深度数据、均值数据、误差数据以及三种尺寸 f_{bs} 特性下的重构结果图。(a) 石膏圆锥;
(b) 光滑塑料;(c) 自然复杂场景

Fig. 9 Row depth data, average data, error data, and reconstruction results under three sizes of f_{bs} characteristics with different targets using PMMA plate as relay surface. (a) Gypsum cone; (b) smooth plastics; (c) natural complex scenes

表 2 基于 PP 板中介面的非视域图像重构后均方误差

Table 2 Mean square error after NLOS image reconstruction based on PP plate relay surface

unit: m

	Raw data	Denoised	7×7 model	10×10 model	15×15 model
Gypsum cone	0.0353	0.0194	0.0172	0.0187	0.0105
Smooth plastics	0.0463	0.0352	0.0094	0.0105	0.0103
Natural complex scenes	0.0593	0.0491	0.0193	0.0195	0.0253

复试验,并进行结果对比。PMMA 材料表面具有反光特性,以此作为反射中介面时,未经处理的原始图像已经呈现出朦胧的主观效果,表明图像存在更丰富的细

节,理论上重构结果应该优于 PP 板作为中介面时的结果,如图 9 所示。同样地,图 9(a)~(c) 三组图像数据分为三种不同被测目标,每组中第一排分别为原始数

据、均值去噪数据以及三种不同尺寸散射特性的重构结果。第二排为其对应的差值图。

由于 PMMA 板散射特性中镜面成分较多,图 9 左边一列原始数据已经呈现出目标的细节,因此滤波和重构后更加接近镜面清晰图像。然而,通过差值图,主观上能显著看出算法重构后的深度图更接近镜面清晰图,如图 9(a)中的中间部位比未重构图的对应部分更接近 0 矩阵。而图 9(c)中,重构的差值图明显更趋向于 0。由于深度数据图存在噪声,差值图未必能完全表征重构后的质量提升,从第一排的正面深度图对比也能发现重构后产生的细节,如光滑塑料字母的阴影、

塑料魔方表面与树叶细节得到视觉上的恢复,以及章鱼毛绒玩具的眼睛细节得到呈现。

为进一步评价重构前后的质量提升,需要基于清晰的镜面深度图,从客观上计算均方差进行评价,表 3 列出了所有数据的均方误差,重构后图像的均方误差是未处理原始图像均方误差的 1/3,对于复杂自然场景的重构图像均方误差减小至原来的 1/7,并且与简单的均值去噪相比均方误差减小至原来的 1/2。对比表 3 可知,拥有更丰富细节的原始数据将更容易重构出更多细节,算法质量提升效果更显著。因此,遗传-反卷积非视域三维重构算法是有效的。

表 3 基于 PMMA 板中介面的非视域图像重构后均方误差

Table 3 Mean square error after NLOS image reconstruction based on PMMA plate relay surface

unit: m

	Raw data	Denoised	7×7 model	10×10 model	15×15 model
Gypsum cone	0.0246	0.0169	0.0075	0.0072	0.0074
Smooth plastics	0.0342	0.0207	0.0079	0.0105	0.0078
Natural complex scenes	0.0562	0.0241	0.0074	0.0075	0.0074

5 结 论

本文基于 TOF 相机,提出了一种应用于实际场景的非朗伯散射特性的非视域目标三维成像方法。本文首先分析了非视域成像问题中的非朗伯散射传输特点,并提出一种卷积假设,即退化的深度图像是由清晰的图像与散射特性通过卷积运算所得。基于该假设,设计了一种适应度函数,进而通过遗传算法求解中介面散射特性的近似数值解。近似数值解一旦求得,可应用于其他目标的重构,因此一些实际常见材料可以先在实验室条件下通过遗传算法求得散射特性矩阵,从而能够在其他场景下,通过反卷积重构非视域图像,因此具备实际应用价值。然而通过遗传算法所求散射特性为近似结果,并不一定总是能够获取最优结果,且散射特性未必能够用单一矩阵完全描述,但本文的理论方法具有实际指导性,因此未来的工作将考虑采用神经网络等复杂非线性模型描述散射特性,从而提高重构图像质量。本文通过遗传算法所求的散射特性,进一步通过 LR 反卷积算法对退化图像进行重构,经过均方误差计算对比,重构后的图像均方误差相比重构前缩小至原来的 1/7~1/2,说明了算法的有效性。

参 考 文 献

- [1] Kirmani A, Hutchison T, Davis J, et al. Looking around the corner using ultrafast transient imaging[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2011, 95(1): 13-28.
- [2] Ye J T, Huang X, Li Z P, et al. Compressed sensing for active non-line-of-sight imaging[J]. *Optics Express*, 2021, 29(2): 1749-1763.
- [3] Jin C F, Xie J H, Zhang S Q, et al. Reconstruction of multiple non-line-of-sight objects using back projection based on ellipsoid mode decomposition[J]. *Optics Express*, 2018, 26(16): 20089-20101.
- [4] Wu C, Liu J J, Huang X, et al. Non-line-of-sight imaging over 1.43 km[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2021, 118(10): 2024468118.
- [5] Beckus A, Tamasan A, Atia G K. Multi-modal non-line-of-sight passive imaging[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 28(7): 3372-3382.
- [6] Sasaki T, Hashemi C, Leger J R. Passive 3D location estimation of non-line-of-sight objects from a scattered thermal infrared light field[J]. *Optics Express*, 2021, 29(26): 43642-43661.
- [7] Lindell D B, Wetzstein G, O'Toole M. Wave-based non-line-of-sight imaging using fast $f-k$ migration[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 38(4): 116.
- [8] 于亭义, 乔木, 刘红林, 等. 基于深度学习的非视域成像[J]. *光学学报*, 2019, 39(7): 0711002.
Yu T Y, Qiao M, Liu H L, et al. Non-line-of-sight imaging through deep learning[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(7): 0711002.
- [9] Gupta O, Willwacher T, Velten A, et al. Reconstruction of hidden 3D shapes using diffuse reflections[J]. *Optics Express*, 2012, 20(17): 19096-19108.
- [10] O'Toole M, Lindell D B, Wetzstein G. Confocal non-line-of-sight imaging based on the light-cone transform[J]. *Nature*, 2018, 555(7696): 338-341.
- [11] Liu X T, Wang J Y, Li Z P, et al. Non-line-of-sight reconstruction with signal-object collaborative regularization[J]. *Light: Science & Applications*, 2021, 10: 198.
- [12] Xu K D, Jin W Q, Zhao S Y, et al. Image contrast model of non-line-of-sight imaging based on laser range-gated imaging[J]. *Optical Engineering*, 2013, 53(6): 061610.
- [13] Laurenzis M, Velten A. Nonline-of-sight laser gated viewing of scattered photons[J]. *Optical Engineering*, 2014, 53(2): 023102.
- [14] Xu F H, Shulkind G, Thrampoulidis C, et al. Revealing hidden scenes by photon-efficient occlusion-based opportunistic active imaging[J]. *Optics Express*, 2018, 26(8): 9945-9962.
- [15] Katz O, Small E, Silberberg Y. Looking around corners and through thin turbid layers in real time with scattered incoherent light[J]. *Nature Photonics*, 2012, 6(8): 549-553.
- [16] Yedidia A B, Baradad M, Thrampoulidis C, et al. Using unknown occluders to recover hidden scenes[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 12223-12231.

- [17] Klein J, Peters C, Martín J, et al. Tracking objects outside the line of sight using 2D intensity images[J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 32491.
- [18] Saunders C, Murray-Bruce J, Goyal V K. Computational periscopy with an ordinary digital camera[J]. *Nature*, 2019, 565(7740): 472-475.
- [19] Heide F, Xiao L, Heidrich W, et al. Diffuse mirrors: 3D reconstruction from diffuse indirect illumination using inexpensive time-of-flight sensors[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE Press, 2014: 3222-3229.
- [20] Kadambi A, Zhao H, Shi B X, et al. Occluded imaging with time-of-flight sensors[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2016, 35(2): 15.
- [21] Schwarte R, Xu Z P, Heinol H G, et al. New electro-optical mixing and correlating sensor: facilities and applications of the photonic mixer device (PMD)[J]. *Proceedings of SPIE*, 1997, 3100: 245-253.
- [22] Gokturk S B, Yalcin H, Bamji C. A time-of-flight depth sensor - system description, issues and solutions[C]//2004 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, June 27-July 2, 2004, Washington, DC, USA. New York: IEEE Press, 2005: 35.
- [23] 方宇杰, 王霞, 孙志斌, 等. 非视域成像中的中介面散射特性与成像仿真[J]. *光学学报*, 2023, 43(4): 0429001. Fang Y J, Wang X, Sun Z B, et al. Simulation of light scattering and imaging of relay wall in non-line-of-sight imaging [J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(4): 0429001.
- [24] Fang Y. Depth map before and after reconstruction[EB/OL]. (2022-11-25)[2023-04-22]. https://figshare.com/articles/dataset/Depth_data/21299958/5.

Reconstruction of Non-Line-of-Sight Depth Data Using Genetic Algorithm-Lucy-Richardson Based on Time of Flight Camera

Fang Yujie^{1,2,3}, Wang Xia^{1,2,3*}, Su Binghua^{2,3}

¹Key Laboratory of Optoelectronic Imaging Technology and System, Ministry of Education, School of Optics and Photonics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

²Beijing Institute of Technology, Zhuhai 519085, Guangdong, China;

³Key Laboratory of Intelligent Detection in Complex Environment of Aerospace, Land, and Sea, Zhuhai 519085, Guangdong, China

Abstract

Objective The action of implementing computational photography for targets out of the field of view (FOV) such as behind the barrier by a reflective relay surface is defined as non-line-of-sight (NLOS) imaging. NLOS technology has a promising future in the fields of medicine, road safety, and scientific research due to its ability to expand the human's FOV in scenarios where a direct view is impossible to obtain by devices or human eyes. The present NLOS technology mostly includes transient imaging, range-gated imaging, and passive pattern imaging, and they are mostly dedicated to Lambert reflector relay surfaces. However, the materials in common scenarios are usually non-Lambertian reflectors, whose scattering characteristics are random and diverse, with different degradation characteristics of NLOS imaging results. The traditional methods always have complex system structures, slow imaging speeds, and high costs. We propose a new NLOS method based on the time of flight (TOF) camera, which requires lower maintenance costs, indicates higher availability than the transient imaging and range-gated imaging, and can also realize 3D reconstruction compared with the passive pattern. The NLOS 3D imaging can be achieved for the relay surface with non-Lambertian scattering characteristics by the proposed method to provide theoretical references and an experimental basis for the application.

Methods The NLOS images collected by the reflective relay surface suffer from serious degradation of which the process is directly determined by the optical scattering characteristics of the relay surface. The following theoretical hypothesis is provided by analyzing the propagation method of the target optical signal (Fig. 1). The degraded images are formed from convolution between the clear image and the relay surface with scattering characteristics. As a result, reconstruction for clear images can be realized through the deconvolution of degraded images if scattering characteristics of the relay surface are obtained. Depth imaging can be achieved for the TOF camera by calculating the phase differences between the incoherently modulated illumination and the returned light signal from targets. The phase difference calculation relies on the signal intensity, and the relay surface scatters the optical signal and degrades the depth image. Therefore, the implementation method of the reconstruction algorithm is as follows. First, scattering characteristics of the relay surface are obtained with the genetic algorithm (GA) through clear and degraded images respectively of the given target. Second, clear images are reconstructed through deconvolution for degraded images of other targets based on the above scattering characteristics. Finally, the pixel value of the depth image for the TOF camera is the floating number which is different

from common 2D images. Thus, most of the traditional imaging method evaluation is unsuitable for depth evaluation. A kind of difference image is employed for subjective evaluation and mean square error (MSE) for objective evaluation.

Results and Discussions We put forward an NLOS depth imaging method based on the TOF camera. The scattering characteristics of the relay surface should be solved first to realize the reconstruction through deconvolution. However, the scattering characteristics of the relay surface are completely unknown in the NLOS mathematical model. For any of two different materials (Fig. 5), several different scales of matrices are adopted to express them in the algorithm, while the GA calculates matrix value by the fitness function [Eq. (8)]. The results are approximate numerical values of scattering characteristics of the relay surface (Fig. 7), and the 2D matrix with minimum fitness is set to be the deconvolution kernel. Then reconstruction is conducted for degraded NLOS depth images of the unknown target by Lucy-Richardson (LR) deconvolution. The experimental results reveal the effectiveness and feasibility of the algorithm both from subjective and objective evaluation (Figs. 8 and 9), but the results are not always convergent without complete expression of scattering characteristics in the 2D matrix. Although the solving process takes a long time, the calculated matrix of scattering characteristics can be applied. However, the GA-LR algorithm provides a low-cost NLOS 3D imaging technique, which can be directly applied to practical scenarios if the scattering characteristics database of common materials is established in advance. Therefore, the proposed method both provides theoretical guidance and an experimental basis for NLOS imaging, and also provides solutions to practical problems, with economic significance.

Conclusions Based on a TOF camera, we propose a 3D imaging method for NLOS targets. By analyzing the optical phenomena, we put forward a hypothesis that the degraded 3D image results from the clear 3D image convolution with some unknown scattering process, where the unknown scattering process is caused by the relay surface. Therefore, the GA is adopted to solve the approximate optical model of the relay surface, and then the LR deconvolution algorithm is to perform the 3D reconstruction of NLOS targets. The experimental results show that the NLOS targets are well reconstructed from both subjective and objective aspects. In practical applications, after the approximation model of the relay surface is determined, this algorithm can quickly capture the NLOS target and perform 3D imaging when a TOF camera is utilized, which indicates high application significance. In the future, deep neural networks may be leveraged to fit the degradation process to realize reconstruction.

Key words optical data processing; image reconstruction; scattering measurements; phase measurement