

文章编号 1004-924X(2026)11-1665-19

# 偏振物理先验和深度学习联合驱动的 红外偏振三维重建

陈 斌<sup>1,2,3</sup>, 刘海峥<sup>1,2\*</sup>, 史泽林<sup>1,2</sup>, 佟秋男<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院 光电信息处理重点实验室, 辽宁 沈阳 110016;

2. 中国科学院 沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016;

3. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘要:**针对红外偏振三维重建中存在的表面法向量歧义及纯数据驱动方法缺乏物理约束的问题,提出一种融合红外偏振物理先验与深度学习的重建方法,旨在提升法向量估计的准确性与稳定性,实现目标表面的高精度三维重建。从偏振图像原始数据中解析出红外强度、线偏振度及偏振角等偏振信息,依据混合偏振辐射模型所建立的天顶角-线偏振度关系,反演得到表面法向量的天顶角,并利用偏振角与表面几何的对应关系推导出两个候选方位角,从而构建出候选法向量。设计了 ThermalUNet 网络,以偏振信息为输入生成参考法向量。最后,利用该参考法向量对物理模型产生的候选法向量进行约束与校正,以获得一致稳定的法向量场。在公开 ThermoPol16 长波红外偏振数据集上的实验结果表明,本文方法获得的法向量平均角度误差为  $8.36^\circ$ ,误差小于  $11.25^\circ$  的像素占比达到  $81.97\%$ ,重建精度优于现有方法。在自采集中波红外偏振成像数据集上的进一步验证显示,针对不同温度和材质的目标,法向量平均角度误差为  $7.3^\circ$ ,表明方法能够稳定且准确恢复目标的表面三维形貌。该方法解决了偏振三维重建中的法向量歧义问题,在不同材质、温度及红外波段条件下均展现出良好的重建精度与稳定性。

**关键词:** 红外偏振成像; 偏振三维重建; 计算成像; 表面法向量

**中图分类号:** TP391.4; O436.3 **文献标识码:** A

**doi:** 10.37188/OPE.20263411.1665

**CSTR:** 32169.14.OPE.20263411.1665

## Shape from infrared polarization driven by polarimetric physical priors with deep learning

CHEN Bin<sup>1,2,3</sup>, LIU Haizheng<sup>1,2\*</sup>, SHI Zelin<sup>1,2</sup>, TONG Qianan<sup>1,2</sup>

(1. Key Laboratory of Opto-Electronic Information Processing, Chinese Academy of Sciences,  
Shenyang 110016, China;

2. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

\* Corresponding author, E-mail: liuhz@sia.cn

**Abstract:** To address the surface normal ambiguity in Shape from infrared polarization and the lack of physical constraints in purely data-driven methods, a reconstruction approach integrating infrared polariza-

收稿日期: 2026-03-20; 修订日期: 2026-04-14.

基金项目: 兴辽英才资助项目 (No. XLYC2201001); 科技委基础加强计划重点资助项目 (No. E51Z0001G2); 沈自所  
所基础研究计划资助项目 (No. E529040301)

tion physical priors with deep learning is proposed to improve the accuracy and stability of surface normal estimation and achieve high-precision 3D reconstruction. First, polarization information, including infrared intensity, degree of linear polarization (DoLP), and angle of polarization (AoP), is extracted from raw polarization images. Based on this, the zenith angle of the surface normal is recovered according to the relationship between the zenith angle and DoLP derived from a mixed polarization radiation model. Meanwhile, two candidate azimuth angles are computed using the correspondence between AoP and surface geometry, thereby constructing candidate surface normals. In parallel, a ThermalUNet is designed to generate reference surface normals from polarization information. The reference normals are further employed to constrain and refine the candidate normals derived from the physical model, resulting in a consistent and stable normal field. Experimental results on the public ThermoPol16 long-wave infrared polarization dataset demonstrate that the proposed method achieves a mean angular error of  $8.36^\circ$ , with 81.97% of pixels having angular errors less than  $11.25^\circ$ , outperforming existing methods. Furthermore, validation on a self-collected mid-wave infrared polarization dataset shows that the Dataset-level mean angular error is  $7.3^\circ$  for spherical targets with different temperatures and materials, indicating that the proposed method can stably and accurately recover surface geometry. In summary, the proposed method effectively resolves the normal ambiguity in polarization-based 3D reconstruction and exhibits strong accuracy and robustness under varying materials, temperatures, and infrared spectral bands.

**Key words:** infrared polarization imaging; shape from polarization; computational imaging; surface normal vector

## 1 引 言

三维重建技术作为计算机视觉与光学测量领域的重要研究方向,已广泛应用在工业检测、自动驾驶、医学成像及文物保护等领域<sup>[1-3]</sup>。随着极端环境作业需求的提升,一些特殊应用场景对传统三维成像技术提出了新的挑战。例如,在不可见光照条件下对锻造件等无纹理的热目标进行三维重建时,传统依赖纹理匹配或光强梯度的重建方法往往难以获得可靠结果<sup>[4]</sup>。此外,对于玻璃等透明或半透明目标,由于在可见光波段中其表面以镜面反射和透射为主,可见光成像中往往缺乏稳定的纹理特征,同时还会产生强反射、折射及环境映射等复杂光学效应,使得基于几何特征或亮度一致性的传统三维重建方法难以准确恢复其表面形状<sup>[5-6]</sup>。因此,在弱纹理、高温辐射以及透明材料等复杂成像条件下,传统三维重建技术的适用性受到明显限制,亟需引入新的成像机理与物理信息以提升三维重建的稳定性与可靠性<sup>[7-9]</sup>。

偏振信息为解决上述问题提供了新的思路。表面辐射或反射光的偏振状态与其法向方向密

切相关,通过分析线偏振度与偏振角可直接约束表面法向量方向<sup>[10-11]</sup>。与传统成像方式相比,偏振三维重建(Shape from Polarization, SfP)在弱纹理甚至无纹理条件下仍具有几何约束能力。1979年,Koshikawa等<sup>[12]</sup>提出偏振三维重建思想,受限于当时的成像技术,该方法仅应用于可见光波段<sup>[13-15]</sup>。

随着红外偏振成像技术的发展,红外 SfP 逐渐受到关注。2014年,美国 Kristan P. Gurton 等<sup>[16]</sup>首次利用长波红外偏振图像对人脸进行三维重建,验证了复杂表面结构下红外 SfP 的可行性。2016年,Zanzouri Kechiche 等<sup>[17]</sup>构建主动红外光源系统,实现了透明物体的红外偏振三维重建。2021年,李磊磊等<sup>[18]</sup>建立考虑复折射率的纯发射长波红外偏振模型,改善了轮廓信息不完整与数据空洞问题。2024年,Gulvanskii 等<sup>[19]</sup>针对高温金属表面( $1\ 200\ ^\circ\text{C}$ )开展红外偏振三维重建研究,验证了高温目标红外偏振三维重建的可行性。2025年,Kazuma Kitazawa 等<sup>[20]</sup>提出考虑发射与反射混合机制的简化红外偏振模型,并将深度学习引入至长波红外 SfP 中,在其公开数据集 ThermoPol16 上取得了  $10.2^\circ$  的平

均角度误差。

尽管上述研究推动了红外偏振三维重建的发展,但仍存在若干不足。首先,部分工作主要基于纯发射模型,忽略环境辐射反射分量对线偏振度的影响,导致不同温差环境下易产生系统性误差。其次,偏振解析模型中天顶角与目标的折射率、温度等参数高度耦合,降低了模型泛化能力。近年来,尽管已有研究人员将深度学习引入红外偏振三维重建领域,以提升复杂场景下的重建能力,但由于相关数据集规模有限,且数据完整性不足,现有方法在泛化能力方面仍存在一定局限;特别是在不同材料属性和温度条件变化的情况下,重建结果易受到较大影响,这导致算法稳定性与重建精度仍有待进一步提升。

针对上述问题,本文在红外偏振辐射物理建模的基础上,构建了考虑自发辐射与环境反射辐射混合机制的红外偏振模型,通过引入发射-反射比例参数建立统一表达形式,从物理层面增强模型稳定性。在此基础上,将 ResNet18 引入红外偏振三维重建任务,以在小数据集条件下获得更具普适性的特征表达。再将网络输出的法向量作为参考法向量,用于约束偏振角得到的方位角方向,从而消除方位角歧义问题。最终,形成了一种物理解析模型与物理约束神经网络相结合的混合红外偏振三维重建框架。

## 2 原 理

### 2.1 红外偏振信息

在实际偏振成像系统中,通过 4 个偏振方向(通常为  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ )获取偏振图像组,可计算得到斯托克斯参数为:

$$\begin{cases} S_0 = I_0 + I_{90} \\ S_1 = I_0 - I_{90} \\ S_2 = I_{45} - I_{135} \end{cases} \quad (1)$$

进而得到线偏振度(DoLP)及偏振角(AoP):

$$DoLP = \frac{\sqrt{S_1^2 + S_2^2}}{S_0}, \quad (2)$$

$$AoP = \frac{1}{2} \arctan \frac{S_2}{S_1}. \quad (3)$$

### 2.2 红外偏振三维重建几何原理

红外偏振三维重建的核心在于通过偏振信息约束目标表面法向量方向。为建立偏振信息与法向量之间的解析关系,首先需定义几何模型。

如图 1 所示,建立以相机成像平面为  $xoy$  平面、光轴方向为  $z$  轴的坐标系。设目标表面单位法向量为  $\mathbf{n}$ ,其在成像平面上的投影为  $\mathbf{n}'$ 。法向量与  $z$  轴的夹角定义为天顶角  $\theta$ ,与  $x$  轴的夹角定义为方位角  $\varphi$ 。

则单位法向量  $\mathbf{n}$  可表示为:

$$\mathbf{n} = \begin{bmatrix} n_x \\ n_y \\ n_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin \theta \cos \varphi \\ \sin \theta \sin \varphi \\ \cos \theta \end{bmatrix}, \quad (4)$$

其中:  $n_x, n_y, n_z$  分别表示法线在  $x$  轴、 $y$  轴和  $z$  轴方向上的分量。因此,若能够确定天顶角  $\theta$  及方位角  $\varphi$ ,即可唯一确定表面法向量方向。

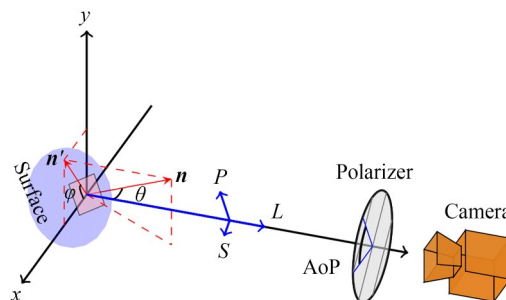


图 1 红外偏振三维重建示意图

Fig. 1 Schematic diagram of infrared shape from polarization

### 2.3 由线偏振度求解天顶角

为确定目标表面法向量,需确定天顶角。对于介质表面,线偏振度主要由菲涅耳反射或热辐射发射引起,因此,线偏振度与天顶角  $\theta$  的关系依赖于辐射类型。

#### 2.3.1 不同辐射模型下的天顶角-线偏振度关系

在纯镜面反射模型下,线偏振度由菲涅耳反射系数决定,可表示为:

$$\rho_i(\theta) = \left| \frac{R_s - R_p}{R_s + R_p} \right|, \quad (5)$$

其中:  $R_s$  与  $R_p$  分别为 s 偏振与 p 偏振的反射系数。在纯热发射模型下,红外辐射偏振来源于发

射率在不同偏振方向上的差异,其线偏振度可表示为:

$$\rho_e(\theta) = \left| \frac{\epsilon_s - \epsilon_p}{\epsilon_s + \epsilon_p} \right|, \quad (6)$$

其中: $\epsilon_s$ 和 $\epsilon_p$ 分别表示两个偏振方向上的发射率。

在实际红外场景中,目标表面的辐射通常由环境反射辐射与自身热辐射共同组成,因此线偏振度可表示为二者的加权组合:

$$\rho_m(\theta) = \left| \frac{L_p - L_s}{L_p + L_s} \right|, \quad (7)$$

其中: $L_p$ 为混合辐射的p偏振分量辐射强度, $L_s$ 为混合辐射的s偏振分量辐射强度。

在不同辐射机制下,线偏振度与天顶角之间的关系曲线如图2所示。其中,混合辐射曲线以长波红外偏振成像条件下目标温度分别为50℃和150℃、环境温度为20℃的情况为例进行计算。

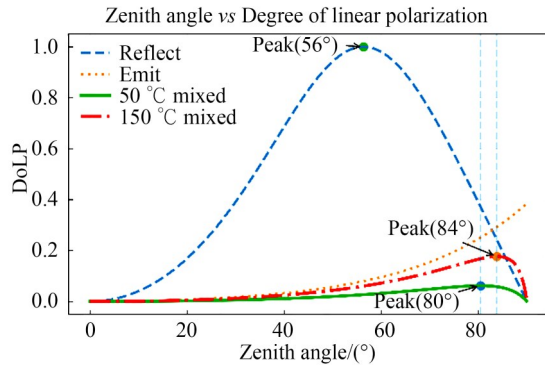


图2 各类辐射机制下线偏振度与天顶角的关系曲线  
Fig.2 Relationship between DoLP and zenith angle under different radiation mechanisms

单纯反射偏振模型的线偏振度曲线非单调,且在约60°附近出现线偏振度最大值(即布鲁斯特角,取决于材质折射率 $\eta$ ),因此,同一线偏振度值可能对应两个不同的天顶角,从而产生天顶角反演的二义性问题。

对于混合偏振模型,由于热辐射成分的引入,线偏振度曲线的极值位置向90°方向移动,在上述条件下其极值约位于80°~90°之间。在极值左侧区域,线偏振度随天顶角单调变化,且在实际物体表面中,大部分可观测表面法线的天顶角通常不会位于接近90°的极端情况,这已经覆盖了三维重建中法矢量天顶角的主要分布范围,故

可以将线偏振度与天顶角视为单一对应关系。因此,本文方法利用该单调区域建立线偏振度与天顶角之间的映射关系,从而实现天顶角的稳定反演。

### 2.3.2 红外偏振混合辐射建模

对于热目标,之前的红外偏振三维重建大多只考虑其红外自发辐射 $L_E$ ,而忽略其环境辐射 $L_R$ 的影响,本文引入团队此前相关研究<sup>[21-23]</sup>——考虑红外辐射及反射的辐射模型,如图3所示。

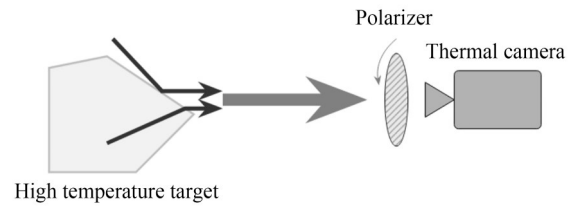


图3 红外偏振混合辐射模型示意图  
Fig.3 Schematic of infrared hybrid radiation polarization model

该辐射模型由菲涅尔定律开始推导,对于其天顶角(观察方向与法向量夹角)而言,有:

$$\theta_R = \theta, \quad (8)$$

$$\sin \theta_R = \eta \sin \theta_\epsilon, \quad (9)$$

其中: $\eta$ 表示目标的折射率。由此可推导出s偏振光和p偏振光对应的反射率:

$$R_s(\theta, \eta) = r_s^2 = \frac{\sin^2(\theta_R - \theta_\epsilon)}{\sin^2(\theta_R + \theta_\epsilon)}, \quad (10)$$

$$R_p(\theta, \eta) = r_p^2 = \frac{\tan^2(\theta_R - \theta_\epsilon)}{\tan^2(\theta_R + \theta_\epsilon)}. \quad (11)$$

如图4所示,根据基尔霍夫定律可推导出s偏振光和p偏振光对应的发射率:

$$\epsilon_s(\theta, \eta) = 1 - R_s, \quad (12)$$

$$\epsilon_p(\theta, \eta) = 1 - R_p. \quad (13)$$

对于探测器获取到的混合辐射 $L$ 有下述关系:

$$L_p = R_p L_{Rp} + \epsilon_p L_{Ep}, \quad (14)$$

$$L_s = R_s L_{Rs} + \epsilon_s L_{Es}. \quad (15)$$

由于内部自发辐射 $L_E$ 经过多重散射后可看作无偏光,同时环境辐射 $L_R$ 也可看作无偏光,则探测器获取的混合辐射 $L$ 的偏振分量有:

$$L_p(\theta, \eta, L_R, L_E) = \frac{1}{2} (R_p L_R + \epsilon_p L_E), \quad (16)$$

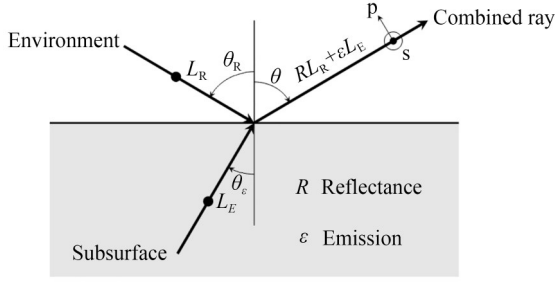


图 4 红外偏振混合辐射光路

Fig. 4 Optical layout of infrared hybrid radiation polarization

$$L_s(\theta, \eta, L_R, L_E) = \frac{1}{2}(R_s L_R + \epsilon_s L_E). \quad (17)$$

假设同温黑体辐射与入射辐射的比率为

$R_{ER} = \frac{L_E}{L_R}$ , 则可将线偏振度表示为:

$$\rho(\theta, \eta, R_{ER}) = \left| \frac{L_p - L_s}{L_p + L_s} \right| = \left| \frac{(R_p - R_s) + R_{ER} \times (\epsilon_p - \epsilon_s)}{(R_p + R_s) + R_{ER} \times (\epsilon_p + \epsilon_s)} \right|, \quad (18)$$

其中:  $R_{ER} = \frac{L_E}{L_R}$ ,  $\eta$  为折射率。  $L_E$  指物体同温黑体的辐射出射度,  $L_R$  指物体表面入射辐射度, 可在已知物体温度和环境温度下使用普朗克公式估计:

$$M_B(\lambda, T) = \frac{2hc^2}{\lambda^5 (e^{hc/\lambda kT} - 1)}, \quad (19)$$

其中:  $h$  是普朗克常数,  $k$  是玻尔兹曼常数。 可通过对上式积分获取  $R_{ER}$ :

$$R_{ER} = \frac{\int_{\lambda_2}^{\lambda_1} M_B(\lambda, T_{obj}) d\lambda}{\int_{\lambda_2}^{\lambda_1} M_B(\lambda, T_{env}) d\lambda}, \quad (20)$$

其中:  $T_{obj}$  为目标温度,  $T_{env}$  为环境温度,  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  分别为当前成像设备的光谱响应范围。

本文的混合辐射模型在辐射假设上与 Kitazawa 等使用的辐射模型基本一致, 但在计算  $R_{ER}$  过程中引入设备的光谱响应范围, 以提高计算精度。 与 Kitazawa 将该模型只应用于数据渲染应用不同, 本文将该混合辐射模型应用于红外偏振三维重建中, 直接参与最终法向量的天顶角计算, 可根据实际实验条件实时修正参数, 提高算法的泛化性。

## 2.4 由偏振角求解方位角

对于温度高于环境温度的目标, 其观测到的偏振主要由热辐射发射偏振主导<sup>[24]</sup>。 在该情况下, 偏振方向表现为 p 偏振, 即偏振方向与入射平面平行。 因此, 测得的偏振角  $\psi$  与法向量投影方向平行, 即方位角  $\varphi$  可表示为:

$$\varphi = \begin{cases} \psi \\ \psi + \pi \end{cases}, \quad (21)$$

其中:  $\psi$  表示偏振角,  $\varphi$  表示方位角。

这将导致由偏振信息恢复得到的表面法向量存在两组可能的法向量解, 如图 5 所示。 在实际偏振三维重建过程中, 该歧义会导致重建结果出现法向量翻转或局部不连续问题。 为解决这一问题, 本文在后续方法中通过引入参考法向量约束, 对偏振法向量进行一致性校正, 从而消除方位角歧义并获得唯一的表面法向量解。

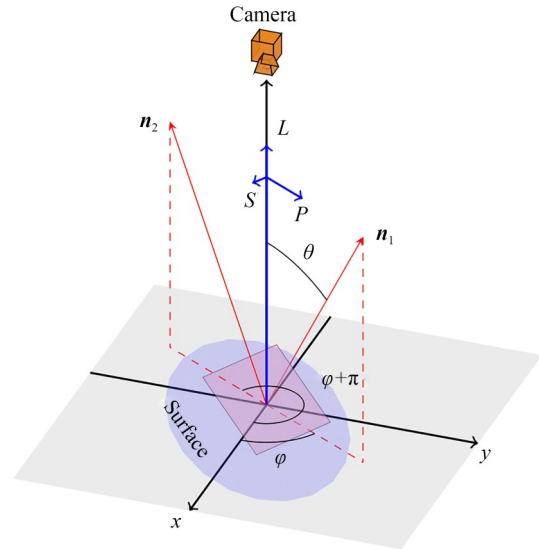


图 5 方位角方向不确定性示意图

Fig. 5 Schematic diagram of azimuth direction uncertainty

## 3 方法提出

### 3.1 方法总体框架

针对现有红外偏振三维重建中存在的物理建模不完整以及法向量方位角歧义问题, 本文提出一种融合偏振物理先验与深度学习的红外偏振三维重建方法 (ThermalPolSfP)。 该方法通过物理解析模型与神经网络估计结果的互补约束, 实现热目标表面法向量的稳定恢复。 整体流程

如图 6 所示,主要包括 3 个阶段。

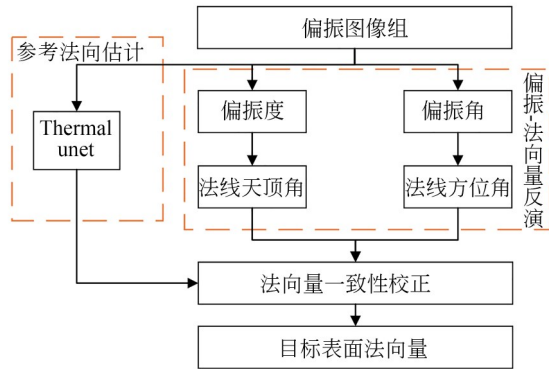


图 6 ThermalPolSfP 算法流程

Fig. 6 Flowchart of ThermalPolSfP algorithm

### 3.1.1 偏振-法向量反演

利用本文建立的红外偏振混合辐射模型,根据观测线偏振度、偏振角解析表面法向量。

### 3.1.2 参考法向量估计

构建基于 ResNet18 编码结构的 ThermalU-Net 网络,从红外偏振观测图像中学习表面几何特征,估计稳定的参考法向量场。

### 3.1.3 法向量一致性校正

利用网络输出的参考法向量约束偏振解析得到的方位角方向,从而消除偏振三维重建中的方位角歧义问题。

## 3.2 偏振-法向量反演

根据 2.3 节的红外偏振混合辐射模型,线偏振度  $\rho$  可表示为天顶角  $\theta$ 、材料折射率  $\eta$  以及发射-反射比例参数  $R_{ER}$  的函数:

$$\rho = f(\theta, \eta, R_{ER}), \quad (22)$$

其中:  $R_{ER}$  由目标温度与环境温度通过普朗克辐射模型估计得到。为简化物理模型,本文假设目标表面是均质且各向同性的,即目标的温度、折射率及粗糙度是均匀分布的。

在实际偏振成像系统中,通过 4 个偏振方向(通常为  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ )获取偏振图像组,即可计算得到斯托克斯参数及其线偏振度  $\rho$ 、偏振角  $\psi$ 。

将测得的线偏振度  $\rho$  代入式(18)即可求解天顶角  $\theta$ 。由于该模型同时考虑了目标自发辐射与

环境反射辐射,相比传统仅考虑纯发射模型的方法能够提供更可靠的物理先验约束。

## 3.3 参考法向量估计

偏振角仅能约束法向量投影方向,其方位角存在  $180^\circ$  的歧义性,为解决偏振三维重建中的方位角歧义问题,本文引入深度学习估计参考法向量场,用于提供额外的几何约束。

本文设计了一种基于 U-Net 网络结构的 ThermalUNet 网络,该网络结构具体如图 8 所示,用于从红外偏振信息中预测目标表面法向量。该网络采用 ResNet18 作为编码器,以增强在小规模数据集上的特征提取能力,并保持较好的泛化性能。

网络的输入张量为由偏振图像组计算得到的多通道特征,包括红外强度图像、线偏振度图像及偏振角图像。为避免偏振角的  $\pi$  周期性变化对输入数据的特征变换,使用其正弦值和余弦值共同表示偏振角<sup>[15]</sup>。网络的输入张量可表示为:

$$Input = [I_0, I_{45}, I_{90}, I_{135}, DoLP, \sin \psi, \cos \psi], \quad (23)$$

其中:  $DoLP$  为计算得到的线偏振度,  $\psi$  为计算得到的偏振角。

在网络结构上,本文采用一种基于 U-Net 结构的编解码网络进行参考法向量估计,并在编码阶段引入 ResNet18<sup>[25]</sup> 作为特征提取骨干网络,以提高特征表达能力并增强在小规模数据集下的泛化性能。

ResNet18 通过引入快捷连接,允许某一层的输出直接跳过一个或多个层,以连接到后续层的输入,如图 7 所示。这使得即使某些层不做任何有意义的变换,它们仍然可以传递之前层的信

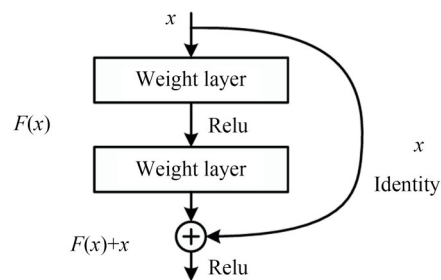


图 7 残差模块示意图

Fig. 7 Schematic diagram of residual block

息,而不会对梯度产生过多的损失。

在本文的编码阶段,首先通过一个  $7 \times 7$  卷积层将输入的多通道偏振特征映射至 64 维特征空间,并进行下采样操作。随后,利用 ResNet18 的残差结构逐层提取多尺度特征,得到不同分辨率的特征图,通过逐层下采样,网络能够同时获取局部纹理信息与全局几何结构特征。

在解码阶段,网络采用逐层上采样的方式恢复空间分辨率。具体而言,通过反卷积实现特征图的尺度放大,并与对应编码层的特征图进行跳跃连接融合,从而在恢复空间细节的同时保留高层语义信息。每一层特征融合后通过  $3 \times 3$  卷积与 ReLU 激活函数进行特征重建,以进一步提升

特征表达能力。

在解码阶段完成特征恢复后,为保证法向量满足单位向量约束,网络输出通过归一化操作约束为单位法向量:

$$\|N_{\text{Thermal}}\| = 1. \quad (24)$$

最终得到目标表面的参考法向量  $N_{\text{Thermal}}$ 。

需要指出的是,该参考法向量并不直接参与最终三维形貌恢复,而是作为偏振解析模型的几何先验,用于解决偏振三维重建中的方位角歧义问题。

通过这种方式,网络仅提供方向参考,而最终法向量仍由物理解析模型确定,从而避免纯数据驱动方法可能带来的物理不一致问题,同时提高三维重建结果的稳定性。

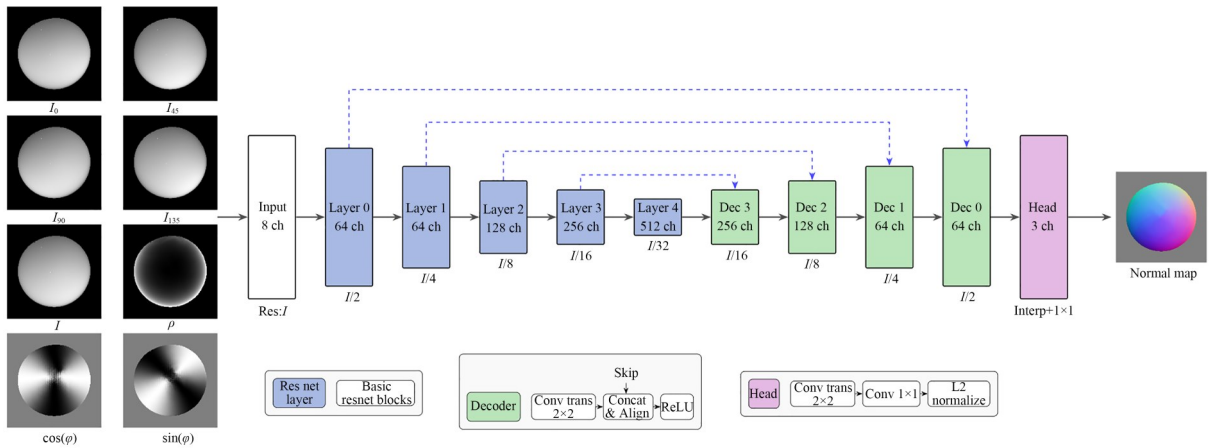


图 8 ThermalUNet 网络结构  
Fig. 8 Architecture of ThermalUNet network

### 3.4 法向量一致性校正

由于方位角与偏振角之间存在  $180^\circ$  的不确定性,方位角可表示为:

$$\varphi = \begin{cases} \psi \\ \psi + \pi \end{cases}, \quad (25)$$

其中:  $\psi$  表示偏振角,  $\varphi$  表示方位角。这将导致由偏振信息求取得到的偏振法向量具有两组可能的法向量解。

为消除该歧义问题,本文利用 ThermalUNet 网络预测的参考法向量  $N_{\text{Thermal}}$  对偏振法向量进行方向约束。具体而言,在两组候选法向量中选择与参考法向量欧氏距离较小的一组作为最终法向量<sup>[26]</sup>:

$$\hat{\Lambda} = \underset{\Lambda}{\operatorname{argmin}} \|N_{\text{Thermal}} - \Lambda(N_{\text{Polar}})\|_2^2, \quad (26)$$

$$N_{\text{Corrected}} = \begin{bmatrix} \hat{\Lambda} \\ \hat{\Lambda} \\ 1 \end{bmatrix} N_{\text{Polar}}, \quad (27)$$

其中:  $\Lambda \in \{-1, 1\}$ 。该函数通过最小化两法向量之间的欧氏距离来校正对偏振法向量的方位角模糊性。

通过该方式,网络预测的法向量仅用于提供方向参考,而最终法向仍由物理模型解析获得,从而兼顾物理可靠性与数据驱动方法的表达能力。

### 3.5 法向量-深度重建

在对法向量实行一致性校正之后,需从法向

量梯度场重建其三维轮廓,实现梯度图像转化为物体表面的深度信息。

法向量可用梯度场表示为:

$$N_{\text{Corrected}}(u) = \frac{[-\mathbf{p}(u), -\mathbf{q}(u), 1]^T}{\sqrt{\mathbf{p}(u)^2 + \mathbf{q}(u)^2 + 1}} = \frac{[\tan \varphi \cos \theta, \tan \varphi \sin \theta, 1]}{\sqrt{(\tan \varphi \cos \theta)^2 + (\tan \varphi \sin \theta)^2 + 1}}, \quad (28)$$

其中:  $\mathbf{p}(u) = \partial_x z(u)$ ,  $\mathbf{q}(u) = \partial_y z(u)$ , 分别表示目标微面元法向量在  $x$  和  $y$  方向上的梯度场,  $z(u)$  表示目标表面高度。进一步,目标表面的梯度场可以写成  $\nabla z(u) = [\mathbf{p}(u), \mathbf{q}(u)]^T$ 。

使用积分法对梯度场进行三维轮廓重建。在此使用 Frankot-Chellappa 全局积分算法<sup>[27]</sup>实现法向量-深度的变换。该算法的基本思想是:将目标法向量梯度场信息中的不可积区域向可积的表面斜度子空间进行投影,使重建面的梯度场与测得梯度场的总体误差最小化,再利用傅里叶变换求解最小二乘问题。

在此定义法线梯度场与重建面的距离函数为:

$$W = d\left\{(\mathbf{p}, \mathbf{q}), (z_x, z_y)\right\} = \iint \left[ |Z_x - \mathbf{p}|^2 + |Z_y - \mathbf{q}|^2 \right] dx dy \rightarrow \min, \quad (29)$$

其中:  $(Z_x, Z_y)$  为重建表面的梯度场,  $(\mathbf{p}, \mathbf{q})$  为测得的梯度场。

根据傅里叶变换,距离函数可写为:

$$W = \frac{1}{2\pi} \iint \left[ |juZ_F(u, v) - \mathbf{P}(u, v)|^2 + |jvZ_F(u, v) - \mathbf{Q}(u, v)|^2 \right] dudv \rightarrow \min, \quad (30)$$

对式(30)求导并逆变换即可得到重建表面高度函数:

$$Z(x, y) = F^{-1} \left( \frac{-ju\mathbf{P}(u, v) - jv\mathbf{Q}(u, v)}{2\pi(u^2 + v^2)} \right), \quad (31)$$

其中:  $Z_F(u, v)$ ,  $\mathbf{P}(u, v)$ ,  $\mathbf{Q}(u, v)$  分别为  $Z(x, y)$ ,  $x$  方向梯度  $\mathbf{p}(x, y)$ ,  $y$  方向梯度  $\mathbf{q}(x, y)$  的傅里叶变换。

## 4 实验与结果分析

为验证本文所提出方法的有效性与泛化性,

分别在公开长波红外偏振数据集 ThermoPol16<sup>[20]</sup> 和自采集中波红外数据上进行了实验验证。

### 4.1 实验设置

#### 4.1.1 数据集与数据划分

本文首先在公开长波红外偏振数据集 ThermoPol16 上进行实验验证。该数据集由仿真数据与真实采集数据两部分构成。其中,训练集与验证集均来自基于 Mitsuba 3 构建的红外偏振物理仿真数据,共包含 86 个样本,分辨率为  $1028 \times 1028$ 。数据集按照 70% 与 30% 的比例随机划分为训练集与验证集。ThermoPol16 测试集在目标温度设定为  $50^\circ\text{C}$ 、环境温度  $20^\circ\text{C}$  的条件下,利用长波分时红外偏振成像系统(见图 9)采集得到,共包含 16 个真实样本,分辨率为  $640 \times 512$ ,系统工作波段为  $8 \sim 14 \mu\text{m}$ ,并提供对应的真实法向量作为定量评估依据。

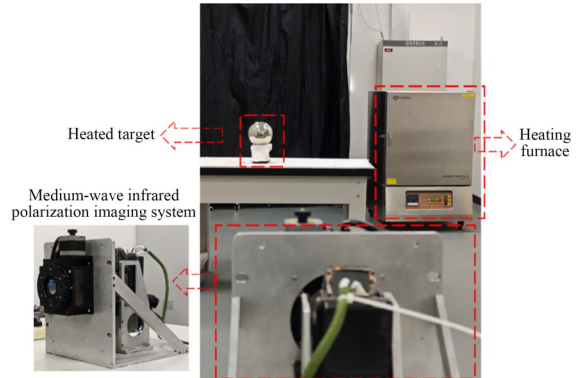


图 9 长波红外偏振成像实验系统示意图

Fig. 9 Schematic diagram of long-wave infrared polarization imaging experimental system

为进一步验证算法在不同成像波段与温度条件下的泛化能力,本文构建了自采集中波红外偏振数据集。该数据集基于分时偏振成像系统获取,系统工作波段为  $3.7 \sim 4.8 \mu\text{m}$ ,图像分辨率为  $320 \times 256$ 。将目标加热至  $150^\circ\text{C}$  与  $200^\circ\text{C}$ ,并选取不同材质目标(包括黑曜石球体、金属球体以及十二面体)进行数据采集,以评估方法在跨材质与复杂几何结构条件下的适用性。真实法向量通过三维扫描模型与图像对齐后结合渲染方法获得。

#### 4.1.2 评价指标

在单个样本层面,本文采用重建法向量与真

值法向量之间的角度误差作为评价指标。设预测法向量为  $\mathbf{n}^{\text{pred}}$ , 真实法向量为  $\mathbf{n}^{\text{gt}}$ , 则角度误差定义为:

$$\theta = \arccos(\mathbf{n}^{\text{pred}} | \mathbf{n}^{\text{gt}}). \quad (32)$$

在此基础上分别计算角度误差的平均值、中位数和均方根误差, 用于综合评估法向量估计精度。为反映误差分布情况, 统计角度误差小于  $11.25^\circ$ ,  $22.5^\circ$  和  $30^\circ$  的像素在前景区域中的比例, 用于衡量法向量估计的精度分布情况<sup>[28]</sup>。

在数据集整体层面, 本文对各样本的上述指标分别取平均值, 以衡量算法在整体上的性能表现。为进一步分析三维重建质量, 本文引入基于深度的评估方式, 对由法向量恢复得到的表面形貌进行定量分析。具体地, 通过将法向量场积分得到深度图, 并计算预测深度与真实深度之间的误差(如深度 RMSE), 以评估重建表面的几何一致性。

#### 4.1.3 网络训练细节

本文模型采用 PyTorch 框架实现。训练数据来自 ThermoPol16 数据集的仿真训练集, 训练过程中批大小设置为 8, 模型共训练 100 个 epoch。在优化策略方面, 本文采用 Adam 优化器对网络参数进行更新, 初始学习率设置为  $1 \times 10^{-3}$ , 每 10 个 epoch 将学习率衰减为原来的 0.5 倍, 并采用余弦相似度作为损失函数训练。

损失函数如下:

$$\mathcal{L}_{\text{cos}} = \frac{1}{\sum_i m_i} \sum_i m_i \left( 1 - \frac{\mathbf{n}_i^{\text{pred}} \cdot \mathbf{n}_i^{\text{gt}}}{\|\mathbf{n}_i^{\text{pred}}\| \|\mathbf{n}_i^{\text{gt}}\|} \right), \quad (33)$$

其中:  $\mathbf{n}_i^{\text{pred}}$  为网络预测法向量,  $\mathbf{n}_i^{\text{gt}}$  为真实法向量,  $m_i$  为 mask(有效区域指示掩膜)。

在输入数据构建方面, 本文将偏振图像计算得到的红外强度(S0)、线偏振度(DoLP)以及偏振角相关特征作为网络输入, 并通过组合不同偏振通道构建多通道输入特征, 以增强网络对偏振信息的表达能力。

在推理阶段, 为进一步缓解偏振法向量中的天顶角误差, 本文引入基于红外偏振辐射模型的物理先验约束, 对网络预测结果进行校正。具体通过计算目标自发辐射与环境入射辐射的能量比  $R_{\text{ER}}$ , 并结合偏振度反演天顶角信息, 从而提升

在不同温度与波段条件下的重建精度与泛化能力。

#### 4.1.4 实验设置与对比方法

为验证本文方法的有效性, 选取基于物理的方法<sup>[29]</sup>, 基于深度学习的方法<sup>[20]</sup>, 以及本文方法(ThermalPolSIP方法)进行对比。

所有方法均在相同的数据划分与训练设置下进行实验, 以保证对比结果的公平性。

## 4.2 红外偏振特性分析

红外偏振三维重建的核心在于利用偏振信息反演目标表面的法向量。然而, 与可见光成像相比, 红外波段中偏振信号受到目标自发辐射与环境反射辐射的共同影响, 其偏振特性更加复杂, 并显著依赖于目标温度及材料属性。因此, 在进行三维重建前, 有必要对红外偏振特性进行系统分析, 以揭示其对法向量估计精度的影响机制。

#### 4.2.1 线偏振度与天顶角关系分析

在偏振成像中, 线偏振度(DoLP)是反映偏振强度的重要物理量。对于理想的漫反射或镜面反射模型, DoLP与表面法向量的天顶角之间存在确定的映射关系, 因此可以通过 DoLP 对天顶角进行反演。

然而, 在红外波段中, 目标辐射由自发辐射与环境入射辐射共同构成, 其偏振特性不再仅由表面几何决定, 而是与温度密切相关, 如图 10 所示。随着目标温度升高, 自发辐射在总辐射中的占比逐渐增加, 使得偏振度与天顶角之间的函数关系发生变化, 从而导致基于固定模型反演得到的天顶角出现系统性偏差。

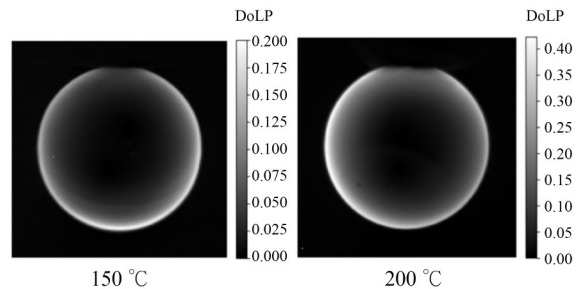


图 10 不同温度下金属球的线偏振度分布

Fig. 10 DoLP distribution of metal spheres at different temperatures

通过对比不同温度下金属球的偏振度分布情况可知,在较高温度条件下,偏振信息整体增强,但它与几何参数之间的映射关系发生偏移;而在低温情况下,DoLP 值较低,使得天顶角反演对噪声更加敏感。因此,仅依赖数据驱动方法难以在不同温度条件下获得稳定的天顶角估计,这也是影响模型泛化能力的重要因素。

#### 4.2.2 偏振角分布特性分析

偏振角(AoP)用于描述偏振方向,对高温物体而言,在理想情况下,AoP与表面法向量的方位角平行,因此可以用于恢复法向量的方向信息。然而,在实际红外成像过程中,AoP的稳定性受到多种因素的影响。

在低偏振度区域(即  $S_1 \approx 0, S_2 \approx 0$ ),AoP的计算对噪声极为敏感,微小的测量误差会导致偏振角发生剧烈变化,从而在空间上呈现出不连续或跳变现象。

实验中观察到,在球体的规则几何结构上,理想情况下AoP应呈现以目标中心为对称点的连续分布,但在实际数据中,在球体中心区域,偏振度较低,方位角出现跳变。这些误差会直接传递到法向量的方位角估计中,导致重建结果出现方向性偏差。

本文通过引入参考法向量对偏振法向量进行约束,在一定程度上缓解了由偏振角噪声引起的误差传播问题,但低偏振度区域仍是当前方法的主要误差来源。

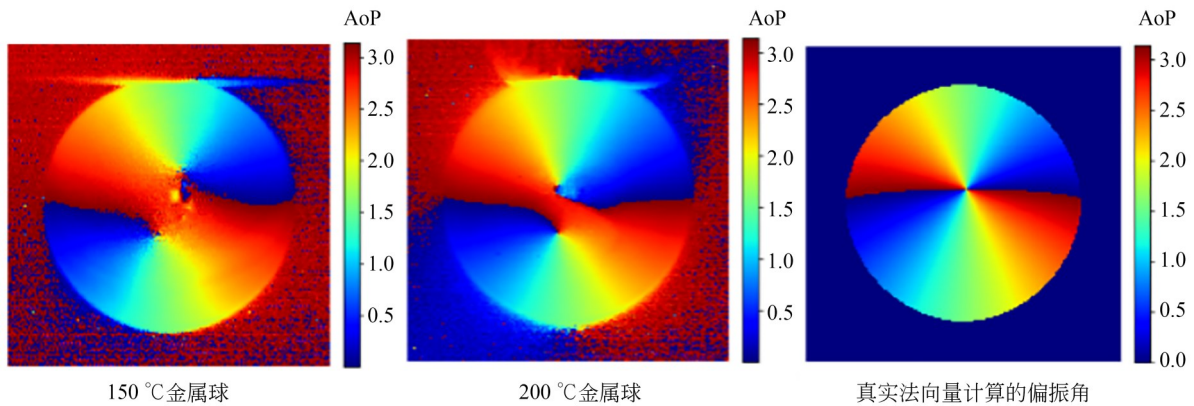


图 11 实际采集偏振角分布及理想偏振角分布

Fig. 11 Actual AoP distribution and ideal AoP distribution

### 4.3 公开数据集测试验证

为验证本文方法在长波红外偏振三维重建上的性能,在 ThermoPol16 测试集上进行实验。本文方法在物理先验中引入同温黑体辐射与入射辐射的比率  $R_{ER}$ ,依据数据采集条件:使用  $8 \sim 14 \mu\text{m}$  长波红外偏振成像仪采集  $50 \text{ }^\circ\text{C}$  目标,室温为  $20 \text{ }^\circ\text{C}$ 。由此可计算该数据集对应的  $R_{ER}$  为:

$$R_{ER} = \frac{\int_8^{14} M_B(\lambda, 323K) d\lambda}{\int_8^{14} M_B(\lambda, 303K) d\lambda} = 1.55. \quad (34)$$

#### 4.3.1 定量结果对比

表 1 给出了不同方法在 ThermoPol16 测试集

上整体的法向量角度误差对比结果。

从整体结果可以看出,本文方法在各项指标上均优于对比方法。其中,平均角度误差由现有深度学习方法的  $10.21^\circ$  降低至  $8.36^\circ$ ,同时在误差小于  $11.25^\circ$  的像素比例上由  $69.37\%$  提升至  $81.97\%$ ,表明本文方法在高精度法向量恢复方面具有明显优势。

与传统基于物理模型的方法相比,其误差显著降低,说明单纯依赖解析模型难以有效处理红外偏振成像中的方位角歧义及参数不确定性问题。而与纯数据驱动方法相比,本文方法通过引入物理先验约束,在保持预测结果平滑性的同时,有效降低了系统性偏差。

表 1 在 ThermoPol16 数据集上整体平均评价指标对比

Tab. 1 Dataset-level averaged evaluation metrics on ThermoPol16 dataset

测试方法	角度误差/(°) ↓			准确度/(%) ↑			Cost		
	均值	中值	RMSE	<11.25°	<22.5°	<30°	Params/M	VRAM/MB	Inference time/s
基于物理的方法 <sup>[29]</sup>	39.18	36.71	43.57	6.69	23.54	38.02	—	—	0.5
基于深度学习的方法 <sup>[20]</sup>	10.21	8.94	12.53	69.37	94.78	96.74	6.6	148	0.23
ThermalPolSfP	8.36	6.53	10.90	81.97	94.10	96.62	24.8	243	0.2

4.3.2 定性结果分析

以图 12 中的玻璃材质的龙模型为例,对比方法在龙头等曲率变化较大的区域存在明显的法

向量偏差,而本文方法能够准确恢复其局部突起结构,说明其在复杂几何区域具有更强的表达能力。

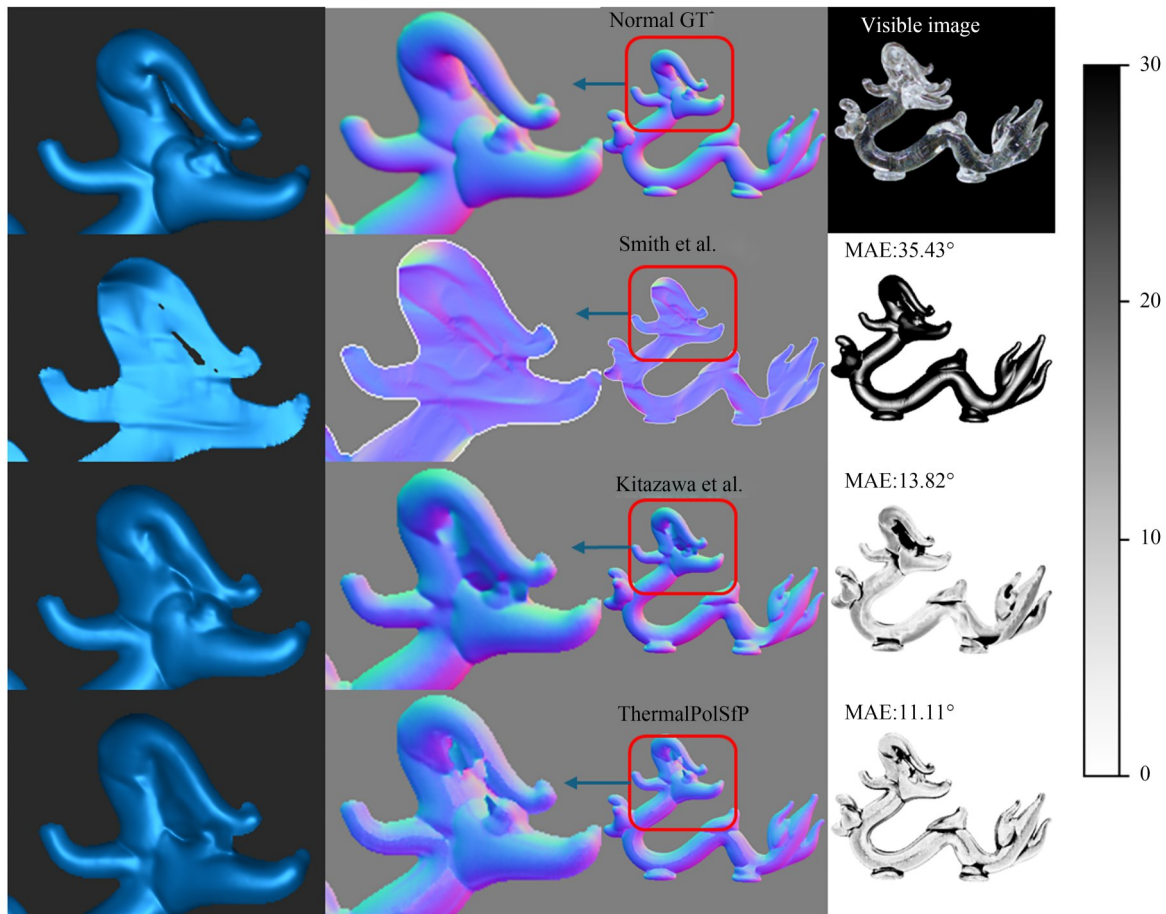


图 12 龙玻璃模型的法向量重建结果对比

Fig. 12 Reconstruction results of normal vectors of glass dragon model

图 13 展示了本文方法在 ThermoPol16 数据集上的法向量重建结果及对应的三维形貌。可以观察到,本文方法能够较好地恢复目标表面的整体结构,并在局部细节区域保持较高的几何一

致性。

进一步从三维形貌角度分析,本文方法恢复的表面形状平滑且连续,边界区域无明显畸变,验证了法向量估计结果在空间上的一致性。

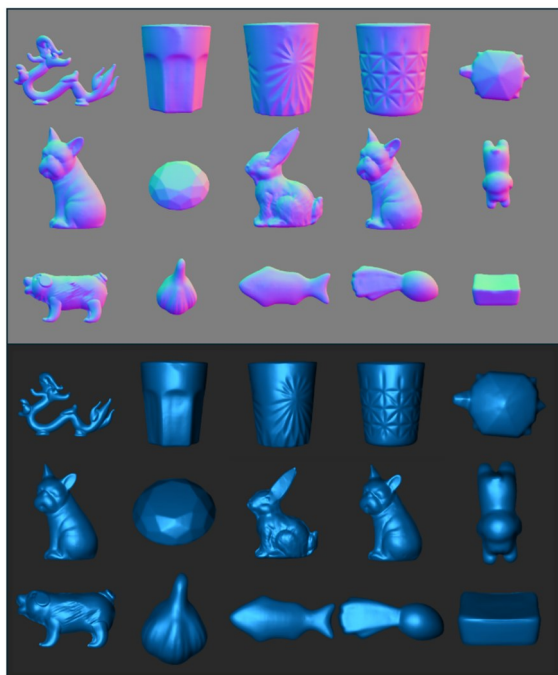


图 13 本文方法在 ThermoPol16 数据集上的三维重建结果

Fig. 13 Three-dimensional reconstruction results of proposed method on ThermoPol16 dataset

#### 4.3.3 不同目标的误差分析

表 2 给出了不同测试对象上的平均角度误差,图 14 给出了对应的法向量角度误差分布。从结果可以看出,本文方法在大多数目标上均取得了优于对比方法的结果,尤其在“jewelry”“garlic”等目标上误差显著降低。然而,在“Monk”模型上,本文方法的误差略高,如图 15 所示。结合图 11 与图 12 分析可以发现,该目标中存在大面积天顶角接近  $0^\circ$  的区域。在此情况下,线偏振度



图 14 本文方法在 ThermoPol16 数据集中各样本的法向量角度误差分布

Fig. 14 Angular error maps of normals vectors for test samples on ThermoPol16 dataset using proposed method

表 2 在 ThermoPol16 数据集上的平均角度误差

Tab. 2 Average angular errors on ThermoPol16 dataset

测量对象	Smith	Kitazawa	ThermalPolSiP
Dragon	35.43	13.82	11.11
Bunny	31.21	13.09	10.58
Boar	35.32	11.84	9.70
Shot grid	45.53	9.65	7.37
Shot bloom	47.33	9.48	6.77
Shot hex	39.49	8.21	6.07
Jewelry	40.22	9.69	5.37
Dog black	39.13	7.66	7.63
Dog white	39.54	8.35	7.37
Garlic	44.83	7.07	5.87
Fish	25.71	7.57	5.96
Turtle	31.36	9.84	5.78
Turnip	32.15	7.24	6.84
Checker	54.87	9.13	8.27
Dog lain	46.88	7.63	6.00
Monk	40.27	23.09	23.14
<b>平均值</b>	<b>39.33</b>	<b>10.21</b>	<b>8.36</b>

(DoLP)接近零,使得偏振信息对法向量的约束能力显著减弱,导致法向量估计误差增加。

进一步实验表明,当剔除 DoLP 低于 1% 的区域后,该模型的平均角度误差可由  $23.14^\circ$  降至  $13.07^\circ$ ,验证了低偏振度区域对重建精度的显著影响。这一现象与第 4.2 节中关于偏振信息不适定性的分析一致,即在低偏振度区域,偏振三维重建问题退化为不适定问题,难以通过偏振信息唯一确定法向量。

#### 4.4 自采集中波数据测试验证

为进一步验证本文方法在不同成像波段、温度条件及材料属性下的泛化能力,本文在自采集中波红外偏振数据上进行了实验。

##### 4.4.1 实验设置

实验采用中波红外分时偏振成像系统进行数据采集。在采集过程中,将目标加热至  $150^\circ\text{C}$  与  $200^\circ\text{C}$ ,并选取黑曜石球体、金属球体及十二面体作为测试对象,以覆盖不同材质与几何结构。

在实验过程中,通过中波红外分时偏振成像系统依次采集目标在  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  和  $135^\circ$  4 个偏振方向下的红外图像,计算对应的 Stokes 参数,并进一步获取偏振特征。物体真实形状是通过在

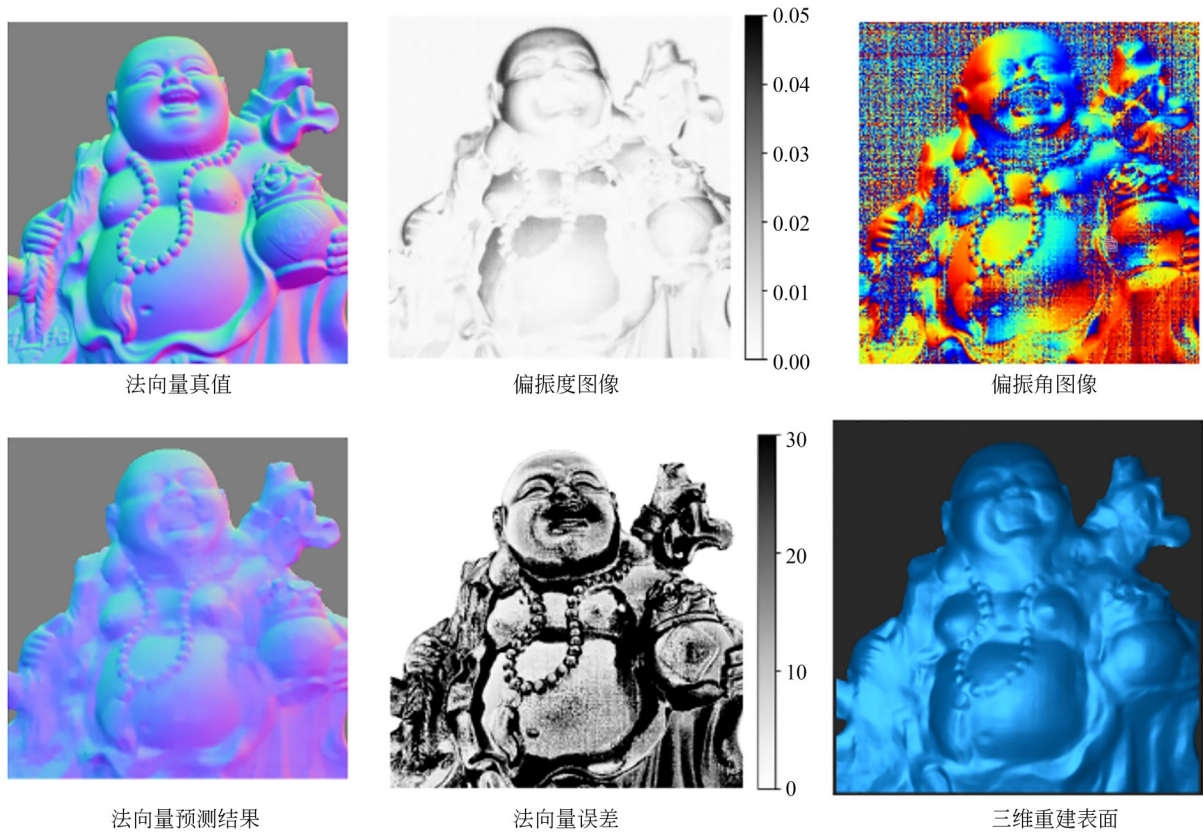


图 15 本文方法在“Monk”模型上的三维重建结果

Fig. 15 Three-dimensional reconstruction results of proposed method on “monk” model

物体上喷涂显影剂后使用扫描仪 (REVO-POINT POP 3 Plus) 获取,真实法向量图则是通过使用 MeshLab 将 3D 模型与中波红外偏振图像对齐<sup>[30]</sup>,并根据扫描出的三维模型结合相机参数使用 Mitsuba3 渲染出法向量真值<sup>[31]</sup>。

将测试目标加热至 150 °C/200 °C,并分别选取黑曜石球体、金属球体和十二面体作为实验对象,用于验证本文的红外偏振混合辐射模型在不同材料条件下的适用性。

#### 4.4.2 定量结果对比

表 3 给出了不同方法在中波红外数据上的重建误差对比结果,表 4 给出各方法在各样本上的表现情况。

从结果可以看出,本文方法在所有测试对象上均取得了最优性能。相比现有方法,平均角度误差由约 11.24° 降低至 7.30°,误差小于 11.25° 的像素比例提升至 80% 以上,表明本文方法在跨波段条件下仍具有较高的重建精度。

表 3 不同方法在自采集数据上整体平均评价指标对比

Tab. 3 Dataset-level averaged evaluation metrics on self-captured dataset

测试方法	角度误差/(°) ↓			准确度/% ↑		
	均值	中值	RMSE	<11.25°	<22.5°	<30°
ThermalPolSfp	7.30	6.69	8.65	80.21	97.11	99.38
基于深度学习的方法	11.24	10.91	12.52	56.00	97.36	99.40

这一结果表明,纯数据驱动方法在训练数据分布与测试数据存在差异时,性能会显著下降;而本

文方法通过引入物理先验约束,能够有效缓解数据分布变化带来的影响,从而提升模型的泛化能力。

表 4 不同方法在自采集数据上各样本的平均角度误差  
Tab.4 Average angular errors of samples on self-captured dataset using different methods

测量对象	基于深度学习的方法	ThermalPolSfP
150 °C黑曜石球	9.86	4.19
150 °C金属球体	9.07	5.23
200 °C金属球体	9.33	4.31
150 °C十二面体	16.70	15.48
<b>平均值</b>	11.24	7.30

对比 150 °C与 200 °C金属球体的重建结果可以发现,随着目标温度升高,重建精度有所提升。其主要原因在于,温度升高使得目标自发辐射增

强,从而提高偏振信号的强度与信噪比,使 DoLP 与 AoP 更加稳定,有利于法向量的准确恢复。

该现象与第 4.2 节中的分析一致,即偏振信息质量对重建性能具有重要影响。在高温条件下,偏振信息更加可靠,重建精度更高。

图 16~图 18 给出了不同材质目标在 150 °C 下的偏振信息及其重建结果。从实验结果可以看出,本文方法能够在不同材料、不同温度的条件下稳定恢复球体的三维结构,将各样本的平均角度误差均控制在 6°以下,并较好地保持表面的几何连续性,表明所提出的红外偏振三维重建方法在中波红外实际成像场景中具有较好的适用性。

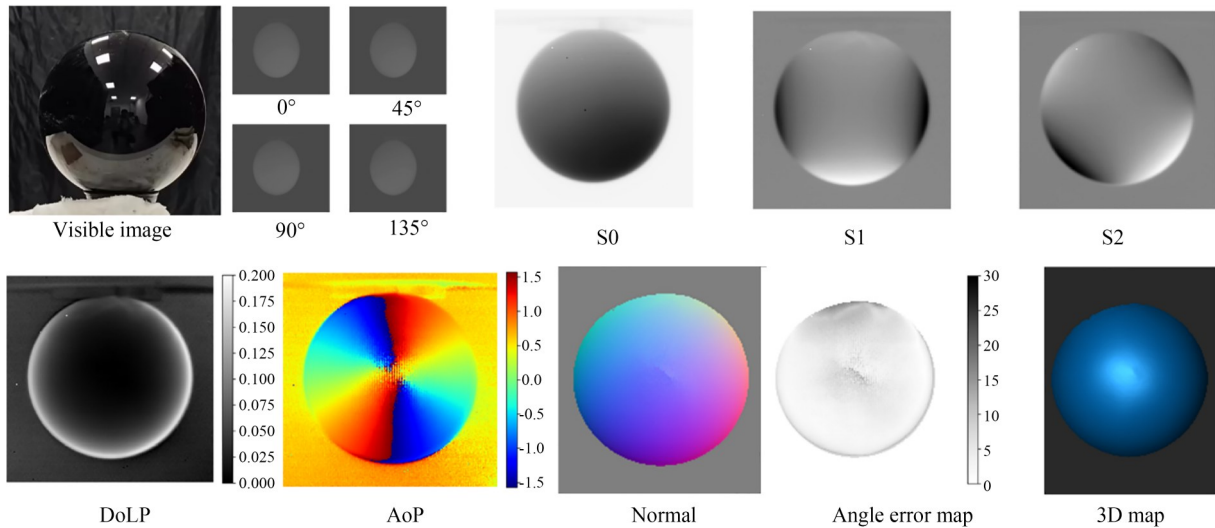


图 16 150 °C黑曜石球体的中波红外偏振三维重建结果

Fig. 16 SIP results of a 150 °C obsidian sphere based on mid-wave infrared polarization

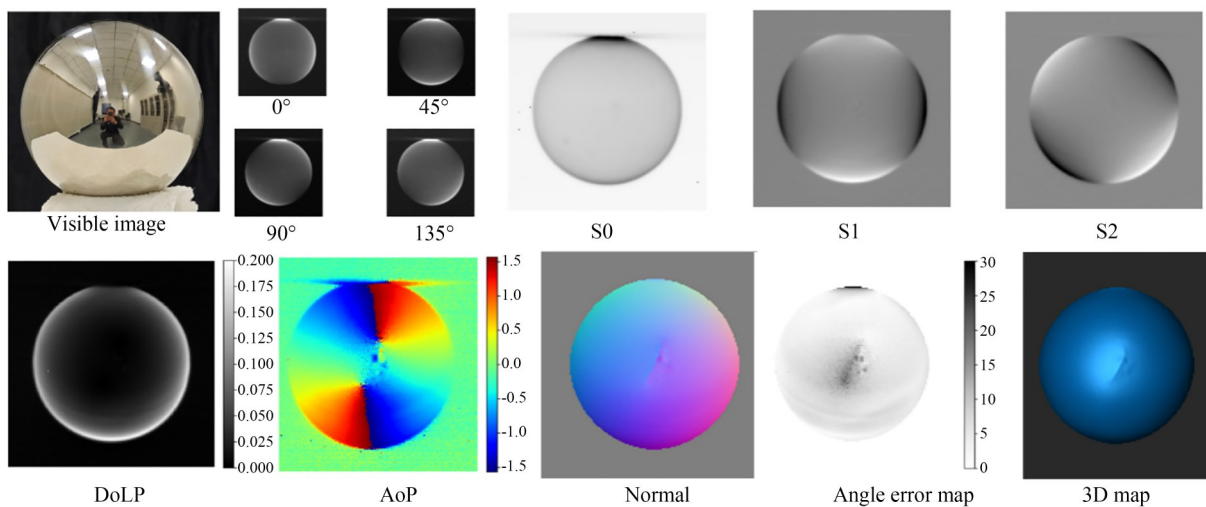


图 17 150 °C金属球体的中波红外偏振三维重建结果

Fig. 17 SIP results of a 150 °C metal sphere based on mid-wave infrared polarization

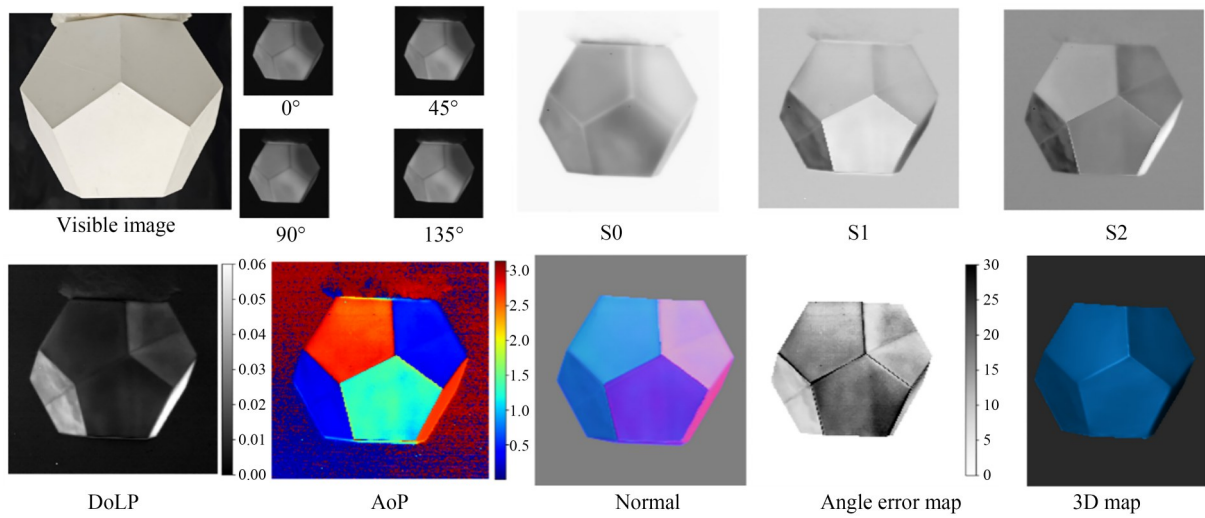


图 18 150 °C十二面体的中波红外偏振三维重建结果

Fig. 18 SfP results of a 150 °C dodecagon based on mid-wave infrared polarization

为验证三维重建的准确度,对各重建得到的深度结果的竖向中心剖面进行对比,结果如图 19

所示。由对比结果可见,本文方法能够重建出大致轮廓,且精度均高于基于深度学习的方法。

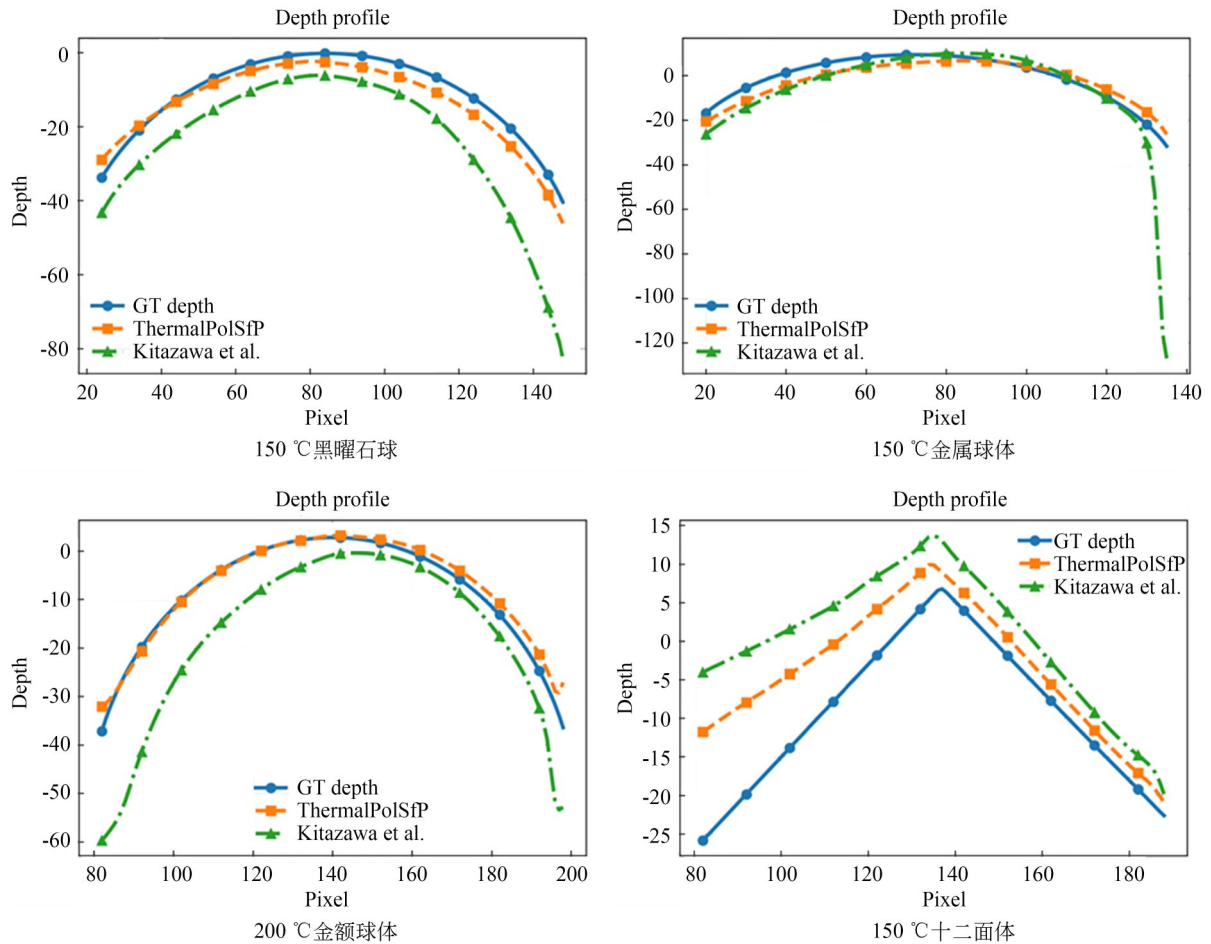


图 19 不同球体三维重建结果的竖向剖面曲线比较

Fig. 19 Comparison of section curves of 3D reconstruction results of different balls

## 4.5 消融实验

### 4.5.1 物理先验约束作用

为验证物理先验约束对偏振法向量歧义消除的作用,本文将深度学习网络部分剥离出来;对比以下两种方法的重建结果:

(1)仅使用 ThermalUNet 进行法向量预测;

(2)本文提出的物理解析与网络先验融合方法(ThermalPolSfP)。

将这两种方法分别在 ThermoPol16 数据集

(长波红外、50 °C)和自采集数据(中波红外、150 °C/200 °C)上测试,重建结果分别如表 5 和表 6 所示。

由实验结果可知,物理先验约束在 ThermoPol16 数据集上效果并不明显,因为其训练集中隐含的参数(折射率、温度等)与验证集中的参数基本一致,在此基础上 ThermalUNet 网络求解法向量的天顶角较为准确;ThermalPolSfP 中加入的物理先验并没有较大贡献。

表 5 ThermalUNet 与 ThermalPolSfP 在 ThermoPol16 数据集上的整体平均评价指标对比

Tab. 5 Dataset-level averaged evaluation of ThermalUNet and ThermalPolSfP on ThermoPol16 dataset

测试方法	角度误差/(°)↓			准确度/%↑		
	均值	中值	RMSE	<11.25°	<22.5°	<30°
ThermalUNet	8.49	7.34	10.35	83.04	94.97	96.94
ThermalPolSfP	8.36	6.53	10.90	81.97	94.10	96.62

表 6 ThermalUNet 与 ThermalPolSfP 在自采集数据上的整体平均评价指标对比

Tab. 6 Dataset-level averaged evaluation of ThermalUNet and ThermalPolSfP on Self-Captured dataset

测试方法	角度误差/(°)↓			准确度/%↑		
	均值	中值	RMSE	<11.25°	<22.5°	<30°
ThermalUNet	11.38	11.05	12.19	47.21	97.61	99.54
ThermalPolSfP	7.30	6.69	8.65	80.21	97.11	99.38

在自采集数据集中, ThermalUNet 方法的性能与 ThermalPolSfP 有较大差距,平均角度误差由 11.38°降低至 7.30°,误差小于 11.25°的像素比例由 47.21%提升至 80.21%。造成该现象的主要原因在于测试目标的温度和材质折射率与 ThermalUNet 网络训练数据中隐含的物理参数存在较大差异。在这种情况下,纯数据驱动方法难以适应新的数据分布,导致法向量估计出现较大偏差。而本文方法通过引入偏振物理模型,对天顶角进行显式约束,从而有效缓解了由数据分布变化带来的误差。

结合上述两数据集的实验结果分析,在数据的隐含参数一致的情况下(如 ThermoPol16),深度学习模型已能够较好拟合偏振成像过程,物理先验的作用相对有限;但在隐含参数差距较大的情况下(如中波红外、不同温度与材质),纯数据驱动方法的性能显著下降,而物理先验能够提供稳定的物理约束,从而显著提升重建精度。因此,物理模型的核心作用并非单纯提升精度,而

是增强模型在跨波段、跨温度条件下的泛化能力。

### 4.5.2 ResNet18 编码器作用

为验证编码器结构对重建性能的影响,本文将网络中的 ResNet18 编码器替换为普通卷积编码结构,分别将两方法应用于 ThermoPol16 数据集上,实验结果如表 7 所示。

从实验结果可以看出,在网络中引入 ResNet18 编码器后,平均角度误差由 9.84°降低至 8.49°,同时法向量角度误差小于 11.25°的比例由 73.94%提升至 83.04%,法向量预测精度得到明显提升。该结果表明,ResNet18 编码器能够有效提高目标表面法向量估计的准确性。

首先,在偏振三维重建任务中,法向量信息通常通过线偏振度与偏振角等偏振特征间接反映,而这些特征往往与目标表面的几何结构存在复杂的非线性关系。ResNet18 通过多层卷积结构逐级提取图像特征,能够同时学习局部纹理信息与全局结构特征,从而更好地捕获偏振信息与

表 7 ResNet18 对 ThermoPol16 数据集整体重建性能的影响

Tab. 7 Impact of ResNet18 encoder on reconstruction dataset-level performance on ThermoPol16 dataset

测试方法	角度误差/(°) ↓			准确度/% ↑		
	均值	中值	RMSE	<11.25°	<22.5°	<30°
无 ResNet18	9.84	8.46	12.21	73.94	94.02	96.45
ThermalUNet	8.49	7.34	10.35	83.04	94.97	96.94

表面几何之间的映射关系。其次,ResNet18采用残差连接结构,在网络加深的情况下能够有效缓解梯度消失或退化问题,使得深层网络仍然能够稳定训练并学习到更加具有判别性的特征表示,有助于提高复杂表面区域的法向量预测精度。因此,在 ThermalUNet 中引入 ResNet18 编码器能够在保持网络复杂度可控的同时提升特征表达能力,从而有效提高偏振三维重建中的法向量预测性能。

## 5 结 论

本文针对红外偏振三维重建中法向量歧义及纯数据驱动方法缺乏物理约束的问题,提出了一种融合偏振物理先验与深度学习的重建方法。该方法具有以下功能:偏振特征解析,从原始偏振图像中提取红外强度、线偏振度及偏振角等信

息;物理模型反演,基于混合偏振辐射模型构建天顶角-偏振度关系并生成候选法向量;参考法向量预测,构建 ThermalUNet 网络得到参考法向量;法向量约束校正,利用参考法向量对候选解进行筛选与优化,获得一致稳定的法向量场。实验结果表明,在 ThermoPol16 长波红外偏振数据集上,平均角度误差为 8.36°,误差小于 11.25°的像素占比为 81.97%;在自采集中波红外偏振成像数据集上,法向量平均角度误差为 7.3°。该方法有效提升了红外偏振三维重建在不同温度、不同材质及不同波段下的重建精度与稳定性。

### 作者贡献声明:

陈 斌:方法设计及实现,论文构思与撰写;  
 刘海崢:实验指导,论文审核与编辑写作;  
 史泽林:提供资源,获取资助;  
 佟秋男:实验设计及数据整理。

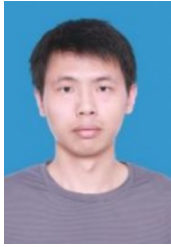
### 参考文献:

- [1] CAO Y L, DING B J, CHEN J X, *et al.* Photometric-stereo-based defect detection system for metal parts[J]. *Sensors*, 2022, 22(21): 8374.
- [2] ZHANG Y F, YE M X, XIANG S W, *et al.* Scene-Level Surface Normal Estimation From Encoded Polarization Representation [M]. *Intelligent Robotics and Applications*. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023: 3-14.
- [3] PENG M, DI K C, WANG Y X, *et al.* A photogrammetric-photometric stereo method for high-resolution lunar topographic mapping using Yutu-2 rover images[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(15): 2975.
- [4] WANG Y A, LIU Y, XU C. 3D reconstruction of weakly textured objects based on denoising polarized images [C]. 2022 41st Chinese Control Conference (CCC). July 25-27, 2022, Hefei, China. IEEE, 2022: 6695-6700.
- [5] SHAO M Q, XIA C K, YANG Z D, *et al.* Transparent shape from a single view polarization image [C]. 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). October 1-6, 2023, Paris, France. IEEE, 2024: 9243-9252.
- [6] SAITO M, SATO Y, IKEUCHI K, *et al.* Measurement of surface orientations of transparent objects by use of polarization in highlight[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1999, 16(9): 2286.
- [7] 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.
- [8] PING Q Q, 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. (in Chinese)
- [8] 李宜峰,周顺,李鹿跃,等. 基于结构光的偏振主被动融合三维重建方法[J]. *光子学报*, 2024, 53

- (12): 1210002.
- LI Y F, ZHOU SH, LI P Y, *et al.* Three-dimensional reconstruction method integrating active and passive polarization based on structured light [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2024, 53(12): 1210002. (in Chinese)
- [9] NARAYANAN S, RAMANAGOPAL M, SHEININ M, *et al.* Shape From Heat Conduction [M]. *Computer Vision-ECCV 2024*. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024: 426-444.
- [10] 邵晓鹏, 李轩. 光学遥感三维成像在军事应用中的机遇与挑战 [J]. *国防科技*, 2023, 44(6): 32-43.
- SHAO X P, LI X. Opportunities and challenges of 3D optical remote sensing in military applications [J]. *National Defense Technology*, 2023, 44(6): 32-43. (in Chinese)
- [11] 李轩. 复杂场景偏振三维成像关键技术研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021.
- LI X. *Research on the Key Technology of Polarization 3D Imaging of Complex Scenes*[D]. Xi'an: Xidian University, 2021. (in Chinese)
- [12] KOSHIKAWA K. A polarimetric approach to shape understanding of glossy objects [C]. *Proceedings of the 6th international joint conference on Artificial intelligence-Volume 1*. San Francisco, CA, USA. Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1979: 493-495.
- [13] GUO H, LI S, LYU Y W, *et al.* SfPUEL: shape from polarization under unknown environment light [C]. *Advances in Neural Information Processing Systems 37*. December 10-15, 2024. Vancouver, BC, Canada. *Neural Information Processing Systems Foundation, Inc.* (NeurIPS), 2024: 97184-97202.
- [14] YU Z C, WAN Z H, ZHAO K C. Shape from polarization based on sparse self-attention[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2024, 32(20): 2987-2998.
- [15] LEI C Y, QI C Y, XIE J X, *et al.* Shape from polarization for complex scenes in the wild[C]. *2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 18-24, 2022, New Orleans, LA, USA. IEEE, 2022: 12622-12631.
- [16] YUFFA A J, GURTON K P, VIDEEN G. Three-dimensional facial recognition using passive long-wavelength infrared polarimetric imaging [J]. *Applied Optics*, 2014, 53(36): 8514.
- [17] KECHICHE A Z, RANTOSON R, AUBRET-ON O, *et al.* Shape from polarization in the far IR applied to 3D digitization of transparent objects [C]. *Proceedings of the 2016 International Conference on Quantitative InfraRed Thermography. QIRT Council*, 2016.
- [18] 李磊磊, 黄海霞, 郭阳, 等. 基于红外辐射偏振成像的目标三维重建方法[J]. *红外与毫米波学报*, 2021, 40(3): 413-419.
- LI L L, HUANG H X, GUO Y, *et al.* 3D reconstruction method of target based on infrared radiation polarization imaging [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2021, 40(3): 413-419. (in Chinese)
- [19] GULVANSKII V, MINENKO M, GAVRILOV G, *et al.* Using a shape from polarization to determine the 3D surface of objects with thermal radiation [C]. *2024 13th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO)*. June 11-14, 2024, Budva, Montenegro. IEEE, 2024: 1-4.
- [20] KITAZAWA K, TAKATANI T. Shape from polarization of thermal emission and reflection [C]. *2025 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP)*. July 21-23, 2025, Toronto, ON, Canada. IEEE, 2025: 1-11.
- [21] LIU H Z, SHI Z L, FENG B. An infrared DoLP computational model considering surrounding irradiance [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2020, 106: 103043.
- [22] PANG M Q, *et al.* Polarimetric modeling and measurement approach for refractory material in the mid-wave infrared [J]. *Optics Express*, 2024, 32(10): 17719.
- [23] YAN K N, LIU H Z, SHI Z L, *et al.* An infrared DoLP calculation model with parameters instantiation for high-temp rough surfaces [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2025, 145: 105686.
- [24] WOLFF L B, BOULT T E. Constraining object features using a polarization reflectance model [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(7): 635-657.
- [25] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, *et al.* Deep residual learning for image recognition [C]. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 27-30, 2016, Las Ve-

- gas, NV, USA. IEEE, 2016: 770-778.
- [26] 张俊杰, 刘飞, 王鑫, 等. 基于方向感知网络的场景偏振三维成像技术[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(2): 0211029.  
ZHANG J J, LIU F, WANG X, *et al.* Scene polarization 3D imaging technology based on direction-aware network [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2024, 61(2): 0211029. (in Chinese)
- [27] FRANKOT R T, CHELLAPPA R. A method for enforcing integrability in shape from shading algorithms[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1988, 10 (4) : 439-451.
- [28] BA Y H, GILBERT A, WANG F, *et al.* Deep shape from polarization[C]. *Computer Vision-EC-CV 2020*. Cham: Springer, 2020: 554-571.
- [29] SMITH W A P, RAMAMOORTHY R, TOZZA S. Height-from-polarisation with unknown lighting or albedo[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 41 (12) : 2875-2888.
- [30] CIGNONI P, CALLIERI M, CORSINI M, *et al.* MeshLab: an open-source mesh processing tool [C]. *European Interdisciplinary Cybersecurity Conference*, 2008.
- [31] SHI B X, MO Z P, WU Z, *et al.* A benchmark dataset and evaluation for non-lambertian and uncalibrated photometric stereo[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 41(2): 271-284.

## 作者简介:



陈 斌(2002—),男,江西宜春人,硕士研究生,2024年于哈尔滨工程大学获得学士学位,主要从事红外偏振三维重建算法的相关研究。E-mail: chenbin@sia.cn

## 通讯作者:



刘海峥(1979—),男,宁夏银川人,博士,研究员,硕士生导师,主要从事目标探测与识别、红外成像技术、偏振成像技术及高超声速红外探测等方面的研究。E-mail: liuhz@sia.cn