

引文格式:李军恒,徐科,周东东.基于光度立体的表面三维感知与工业检测技术研究进展[J].航空制造技术,2026,69(16):26010065.

LI Junheng, XU Ke, ZHOU Dongdong. Research progress on surface 3D perception and industrial inspection technology based on photometric stereo[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2026, 69(16): 26010065.

# 基于光度立体的表面三维感知与工业检测技术研究进展

李军恒,徐科,周东东

(北京科技大学钢铁共性技术协同创新中心,北京 100083)

**[摘要]** 表面形貌与缺陷的高精度检测是保障高端制造品质的核心。针对二维视觉灰度混叠难题与三维结构光微观高频细节缺失的瓶颈,光度立体技术凭借反照率与表面法向的代数解耦机理,成为精密表面三维感知的研究热点。围绕工业场景下的光度立体技术,首先溯源其从理想朗伯反射到复杂非朗伯机制的理论演进,剖析法向解算由显式物理优化向数据驱动隐式拟合的算法跨越。其次阐明光度物理解耦在克服金属强镜面反光与周期性底纹排扰中的缺陷提取优势,并归纳表面微观粗糙度量化与复杂自由曲面高保真重构的技术路径。最后针对产线动态受限工况与法向积分低频畸变等工程挑战,梳理近场时空配准与多传感器跨模态融合的协同破局方案,并从物理约束大模型与新型感知模态协同等方面对未来的发展趋势进行展望。

**关键词:** 光度立体;表面检测;三维重建;表面粗糙度;多传感器融合

**中图分类号:** V26; TP391.413.2; TG115.28

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.16080/j.issn1671-833x.26010065



李军恒

博士研究生,研究方向为机器视觉与智能检测。

表面缺陷是影响工业产品服务性能与可靠性的关键因素,金属零部件表面的划痕、凹坑、微裂纹等几何缺陷可显著加速疲劳损伤累积,导致产品过早失效。在半导体、汽车装配、航空航天等高端制造领域,对表面质量实施高精度、高效率的自动化检测已成为保障产品一致性与生产安全的核心需求<sup>[1-2]</sup>。

传统的接触式检测方法存在效率低、易损伤精密表面等固有缺陷,难以满足现代生产线的在线检测要求。为此,以机器视觉为基础的自动化光学检测技术得到了广泛应用与深入研究<sup>[3]</sup>。近年来,基于深度学习

的二维图像检测方法发展尤为迅速,已形成从全监督到无监督的完整方法体系,在多类工业产品缺陷检测中取得了显著进展<sup>[4-6]</sup>。然而,二维图像检测方法存在本质局限:图像灰度值是表面反照率与三维几何形貌对辐照度共同作用的混叠结果,无法有效区分油污、水渍等非几何干扰与真实几何缺陷,在高反光金属表面尤为突出<sup>[7]</sup>。传统三维检测手段(如结构光测量)虽可获取宏观轮廓,但受投影条纹空间频率上限制约,对微米级刀痕、浅划痕等高频微观形貌的重建能力有限,难以满足精密制造对微观缺陷感知的需求<sup>[8]</sup>。

收稿日期:2026-04-15;退修日期:2025-05-25;录用日期:2026-06-04

基金项目:北京市科技新星计划交叉合作课题(20250484991)

通信作者:徐科,研究员,博士生导师,研究方向为机器视觉、深度学习、智能检测。

周东东,副研究员,博士,研究方向为机器视觉与智能检测。

光度立体(Photometric stereo, PS)技术由 Woodham<sup>[9]</sup>于1980年提出,其核心思想是在固定相机与被测物相对位置的条件下,通过变换光源照射方向依次采集多幅图像,逐像素联合求解表面法向量与反照率,从物理层面实现几何形貌与表面反射率的解耦。相较于依赖特征匹配的双目立体视觉与结构光方法,光度立体以逐像素独立求解的工作方式,对表面法向梯度具有更高的感知灵敏度,可有效重建高频微观三维形貌,在高空间分辨率缺陷检测方面具有独特优势<sup>[7]</sup>。近年来,光度立体技术在工业缺陷检测中的应用研究已取得积极进展。Saiz等<sup>[10]</sup>将光度立体与深度语义分割网络相结合,针对多种反射特性的钢构件实现了Dice指数超过0.83的缺陷检测精度;Cao等<sup>[11]</sup>构建了基于光度立体的金属零件缺陷检测系统,通过法向量图有效抑制了高光与阴影干扰;Lan等<sup>[12]</sup>提出光度立体多信息融合无监督异常检测模型,综合利用法向量、反照率与深度信息提升了检测精度。与此同时,光度立体技术还被拓展应用于钣金

成型工艺中的模具磨损监测<sup>[13]</sup>,以及结合摄影测量实现非合作表面的精密三维重建<sup>[14]</sup>,进一步验证其在复杂工业场景中的应用潜力。为系统呈现光度立体技术的研究全貌,本文在梳理相关研究的基础上,将其发展脉络归纳为理论模型、算法优化、工业应用与多传感器融合4个层面,并对各层面的代表性技术路线及其演进关系进行总结,如图1所示。

然而,梳理现有研究可以发现,光度立体技术在工业应用层面仍存在系统性不足。其一,现有光学检测(Automated optical inspection, AOI)综述多聚焦于二维图像处理与深度学习框架,对光度立体物理解耦机理及其在精密度量中的深度应用关注不足<sup>[4,7]</sup>。部分涉及三维光学成像的综述虽介绍了光度立体、结构光等方法<sup>[6,8]</sup>,但多停留于技术选型层面,缺乏对光度立体技术工业落地挑战的系统分析。其二,现有光度立体领域综述多以计算机视觉算法演进为主线,侧重于深度学习网络架构创新与DiLiGenT等标准数据集的性能评测<sup>[7,15]</sup>,或面向事件相机等新型感知

模态的方法探索<sup>[16]</sup>,对真实工业产线中高反光非朗伯体表面处理、光源标定精度优化<sup>[15]</sup>及在线检测工程约束等核心问题缺乏系统梳理。此外,现有金属表面缺陷检测综述虽已将光度立体列为重要三维检测手段之一<sup>[8]</sup>,但尚未围绕光度立体技术本身展开面向工业应用的专题综述。

鉴于此,本文以工业产品表面检测为应用导向,旨在为光度立体技术在精密制造领域的研究与工程落地提供系统性参考。

## 1 光度立体的物理基础与评价体系

在将光度立体技术应用于复杂工业检测之前,有必要明晰其底层光学散射机理与量化评估准则。光度立体技术的理论基础源于对物体表面光照反射物理过程的数学建模。然而,工业金属与机加工件普遍存在的强高光与各向异性,导致传统理想朗伯反射假设难以适用。反射模型的物理合理性决定了表面法向与三维形貌恢复的可靠性,评价指标与基准数据集则为不同算法在复杂

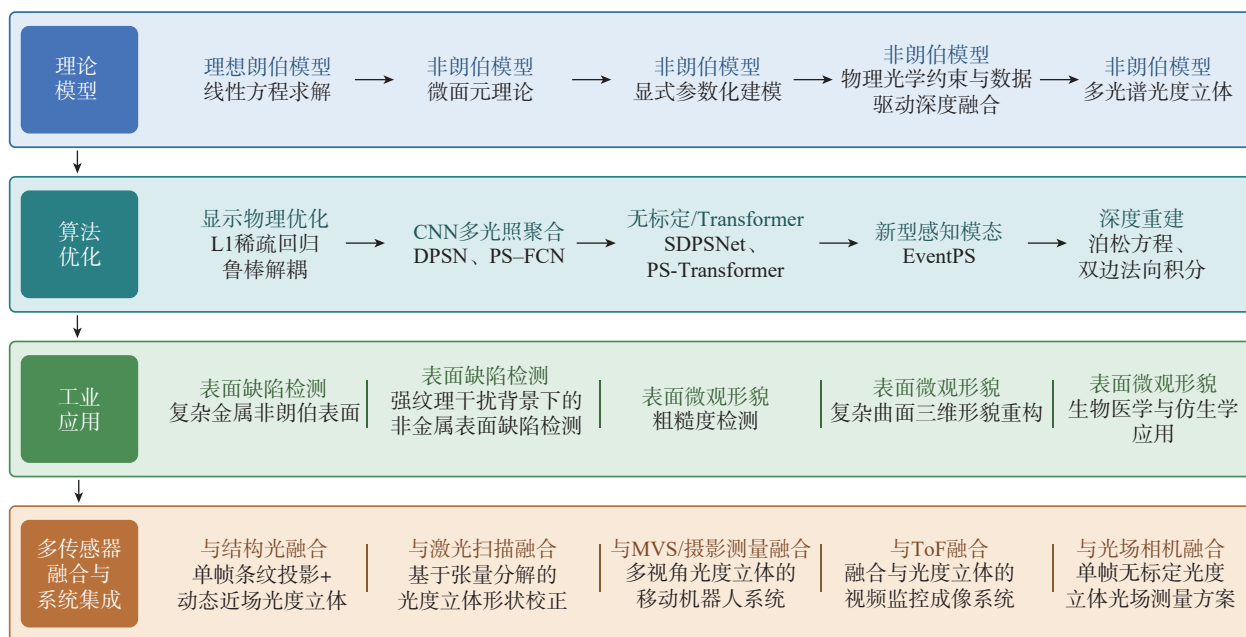


图1 光度立体技术研究脉络总览  
Fig.1 Overview of the research roadmap of photometric stereo

反射条件下的性能比较提供了量化依据。

### 1.1 复杂表面非朗伯反射机制与物理建模

光度立体的理论基础源于对物体表面光照反射物理过程的精确数学建模。在经典光度立体算法框架中,为实现表面法向量的线性高效求解,通常假设被测物体表面遵循理想朗伯漫反射定律,如图2所示。该模型假设入射光在表面发生均匀的全向散射,且相机响应线性、环境光与镜面反射分量可忽略。在光源强度、曝光时间及成像增益经标定或归一化处理的条件下,相机所捕捉的像素辐照度  $I$  主要由表面反照率  $\rho$ 、单位法向量  $N$  与单位光源方向向量  $L$  的夹角关系决定,其中  $(N \cdot L)$  表示入射方向与表面法向夹角的余弦,即满足线性关系:

$$I = \rho \max(0, N \cdot L) \quad (1)$$

式中,  $\max(0, N \cdot L)$  为余弦项的非负截断,用于表示当光源方向与表面法向夹角超过  $90^\circ$  时,该点处于背光或自阴影状态,其有效辐照度取为0。在此理想假设下,仅需3幅光源方向线性无关的图像,即可通过最小

二乘法快速求解全局逐像素法向量。

然而,在真实工业制造场景中,理想朗伯反射表面几乎不存在。铝合金、钛合金等金属机加工件通常呈现出强烈的非朗伯反射特性:其一,表面在漫反射分量之外伴随着由镜面微结构主导的高光分量;其二,经车削、铣削或磨削加工形成的周期性定向刀痕,使表面呈现出显著的各向异性反射特征。上述效应叠加,导致朗伯线性模型的基本假设严重失效,进而使传统光度立体算法所求解的法向量出现大面积系统性畸变与噪声。

为准确表征复杂工业金属表面的反射行为,学术界引入了双向反射分布函数(Bidirectional reflectance distribution function, BRDF)作为统一的数学描述框架。BRDF定义了入射辐照度与出射辐亮度之间的方向性比例关系,是表征各类各向同性与各向异性反射特性的通用工具。在BRDF的物理建模范式中,微面元理论占据核心地位。Torrance等<sup>[17]</sup>于1967年最早将粗糙表面等效为朝向随机分布的微小镜面集合,为金属高光反射的物理定量建模奠定了基础;Ward<sup>[18]</sup>于1992年在此框架下提出

了基于各向异性椭圆高斯分布的参数化BRDF模型,成为描述机加工表面方向性反射特性的重要早期参考模型。

基于上述物理机制,光度立体领域在非朗伯表面法向求解方面取得了一系列重要进展。早期改进主要依赖显式参数化建模,Ikehata等<sup>[19]</sup>将光度立体问题转化为约束双变量回归框架,利用各向同性BRDF的双变量Bernstein多项式近似表示,对每个像素独立构建求解方程,在广泛的等向性非朗伯材质上取得了显著的鲁棒性提升。然而,显式物理模型在面对工业场景中极端强反光与混合材质时,仍面临参数空间非凸、优化易陷入局部极值的固有困难。

为此,近年来前沿研究开始将物理光学约束与数据驱动计算架构深度融合。在面向工业应用的建模研究方面,Li等<sup>[20]</sup>在透视投影模型下系统构建了非朗伯光度立体的物理约束优化框架。在算法架构层面,神经逆向渲染成为解耦复杂BRDF与表面法向的主流技术路径。Kaya<sup>[21]</sup>与Li<sup>[22]</sup>等相继提出无需显式光源标定的逆向渲染网络,借助隐式神经网络对高维反射函数空间的强拟合能力,实现了未知复杂BRDF与表面法向的联合解耦优化。此外,Ishihara等<sup>[23]</sup>提出逐像素多光谱光度立体解算方法,通过引入多波段光谱反射率差异作为额外约束,有效改善了非朗伯条件下法向与材质参数联合估计问题的欠定程度。上述研究代表的从“纯粹物理参数化建模”向“物理驱动与数据驱动深度融合”的理论演进路径,为光度立体技术在高端制造检测场景中的进一步工程化应用奠定了重要的理论基础。

### 1.2 核心量化指标与标准化基准数据集

在光度立体技术的发展历程中,公开专用基准数据集与标准化评价指标体系是推动算法演进、突破非朗

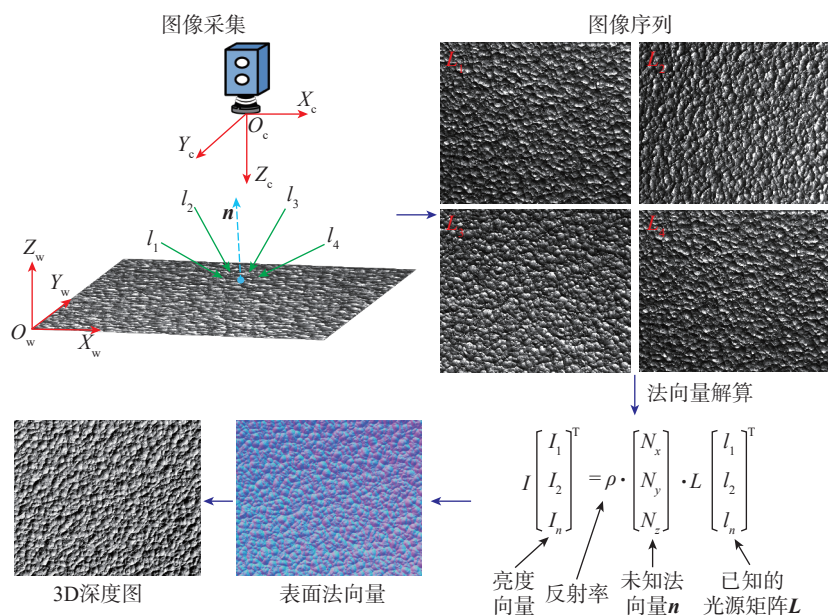


图2 光度立体的原理

Fig.2 Principle of photometric stereo

伯反射瓶颈的核心驱动力,如表 1 所示。然而,与通用视觉任务拥有海量开源数据不同,工业场景下的光度立体数据集面临着极高的数据获取壁垒。这主要源于工业金属及机加工件表面的强高光、极端各向异性及复杂的微观几何形貌,导致高精度的三维真值(法向或绝对深度)标定高度依赖昂贵的精密测量仪器(如共聚焦显微镜或极高精度的三维扫描仪),不仅采集过程极其耗时,且极易受环境光干扰。此外,工业场景样品的强定制化特征与企业数据保密要求,进一步加剧了大规模真实工业基准数据集的稀缺。因此,现有的基准数据集演进路线很大程度上是在尝试平衡“真值获取难度”与“复杂物理属性”之间的矛盾。

在量化评价方面,平均角度误差(MAE)是衡量光度立体法向恢复精度使用最为广泛的核心定量指标。设  $\hat{N}_i$  与  $N_i$  分别为第  $i$  个像素的真实单位法向量与算法预测单位法向量, $M$  为参与评价的像素总数,则 MAE

定义为

$$MAE = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \arccos \left( \frac{N_i \cdot \hat{N}_i}{\|N_i\| \|\hat{N}_i\|} \right) \quad (2)$$

该指标通过计算预测法向与真值之间空间夹角的全图均值,直观反映三维形貌的整体重建误差。在面向工业缺陷检测的下游评估任务中,通常还需在 MAE 的基础上,结合阈值分割算法向异常区域的召回率(Recall)与交并比(IoU),以综合评估算法对微观缺陷的定位精度<sup>[4]</sup>。

在公共基准数据集演进方面,由于获取高精度法向真值难度大,长期缺乏统一的公共基准数据集。Shi 等<sup>[24]</sup>的研究成果最早以会议形式发表于 CVPR 2016,并于 2019 年以完整版发表于 IEEE TPAMI,正式确立了具有里程碑意义的 DiLiGenT 光度立体公共基准数据集;该数据集利用 96 个标定远场 LED 配合高精度三维扫描仪,构建了涵盖 10 类复杂非朗伯材质物体的法向真值库,确立了光度立体三维重建算法中法向量

求解能力评估的通用基准平台。为进一步突破单视角重建的固有局限,Li 等<sup>[25]</sup>随后推出了多视角光度立体基准 DiLiGenT-MV,为复杂零件全包围法向场的融合重建提供了量化评估标准。在此基础上,针对实际应用中更为普遍的近场照明场景及新兴的神经渲染(如 NeRF、Neural SDF 等)评估需求,Logothetis 等<sup>[26]</sup>进一步推出了首个真实世界近场多视角光度立体数据集 LUCES-MV,该数据集利用近场 LED 阵列为 15 个复杂材质物体提供了高精度三维网格真值,填补了近场点光源多视角基准的空白。

进入深度学习时代后,对大规模训练数据的迫切需求催生了两条平行的数据集演进路径。

(1) 第一条路径侧重超大规模合成数据的构建与材质属性的精细解耦。Ikehata<sup>[27]</sup>于 2018 年提出了通用光度立体网络方法,并配套开源了包含海量复杂 BRDF 材质的大规模合成数据集 CyclesPS。2022 年,其进

表 1 不同光度立体数据集对比分析

Table 1 Comparative analysis of different photometric stereo datasets

| 数据集名称                           | 年份        | 视点设置 | 光照条件               | 物体与材质            | 核心特征                    | 目标应用场景                    |
|---------------------------------|-----------|------|--------------------|------------------|-------------------------|---------------------------|
| DiLiGenT <sup>[24]</sup>        | 2016/2019 | 单视角  | 96 个标定远场 LED       | 10 类复杂非朗伯材质      | 首个里程碑基准;提供高精度法向真值       | 基础光度立体算法法向量求解能力评估         |
| DiLiGenT-MV <sup>[25]</sup>     | 2020      | 多视角  | 远场光照               | 复杂零件,各向同性材质      | 提供全包围法向场融合重建的量化真值       | 复杂零件全包围法向场融合重建            |
| LUCES-MV <sup>[26]</sup>        | 2024      | 多视角  | 30~40 cm 近场 LED 阵列 | 15 个复杂材质物体       | 首个近场多视角基准;提供高精度 3D 网格真值 | 近场照明场景、新兴神经渲染(NeRF/SDF)   |
| CyclesPS <sup>[27]</sup>        | 2018      | 单视角  | 通用物理渲染光照           | 海量复杂 BRDF 材质     | 大规模合成;配套通用光度立体网络        | 深度学习网络通用训练与材质解耦           |
| PS-Wild <sup>[28]</sup>         | 2022      | 单视角  | 任意自然环境光场(HDRI)     | 10000 种材质与形状组合   | 打破物理光照假设;提取全局光照上下文      | 野外复杂光照下的阴影与互反射泛化          |
| DiLiGenT10 <sup>[29]</sup>      | 2022      | 单视角  | 受控实验室照明            | 10 种材质与 10 种形状组合 | 变量正交解耦;析因组合设计           | 特定材质/形状条件下的细粒度剥离评估        |
| DiLiGenT- $\pi$ <sup>[30]</sup> | 2023      | 单视角  | 多向受控照明             | 30 个具有丰富细节的近平面   | 聚焦高频几何细节                | 平板板材、微小形貌细节恢复评估           |
| DiLiGenRT <sup>[31]</sup>       | 2024      | 单视角  | 多向受控照明             | 54 个半球体梯度模型      | 首次物理量化分级:粗糙度与透光性        | 指导 $R_a/R_z$ 等粗糙度参数的非接触评估 |
| MSDD <sup>[32]</sup>            | 2025      | 单视角  | 多角度频闪混合光源          | 大量金属件(8 类缺陷)     | 贴近产线实际;包含划痕、凹坑等典型缺陷     | 工业化真实金属表面缺陷检测应用           |

一步提出了面向通用光度立体任务的纯数据驱动网络,并配套构建了包含逾万种材质与形状组合的超大规模合成数据集 PS-Wild<sup>[28]</sup>;该工作彻底打破了特定物理光照模型的假设局限,采用任意自然环境光场( High dynamic range imaging, HDRI) 进行渲染以提取全局光照上下文,模拟了野外复杂光照下的阴影与互反射效应,显著提升了网络对未知多样材质与任意自然光照的泛化能力。同年, Ren 等<sup>[29]</sup> 发布的 DiLiGenT10<sup>2</sup> 数据集,以 10 种几何形状与 10 种受控材质的析因组合设计,系统实现了形状与材质变量的正交解耦,首次支持对算法在特定材质条件下性能的细粒度剥离评估。

(2) 第二条路径则着力推动数据集向真实工业物理属性的全面靠拢。针对平面件高频几何细节恢复的评估需求, Wang 等<sup>[30]</sup> 于 2023 年发布了专注于高频局部几何细节的 DiLiGenT- $\pi$  面板材数据集,包含 30 个具有丰富表面细节的近平面场景,专门评估光度立体算法对多种材质下微小形貌细节的估计能力。在机加工表面计量领域, Guo 等<sup>[31]</sup> 开源的 DiLiGenRT 数据集通过制造 54 个具有不同粗糙度与透光性梯度的半球体,首次对真实物体表面的粗糙度与透光性进行了物理量化分级标注,

支持对光度立体三维重建算法在量化反射属性下性能的系统性评测,为光度立体技术指导  $R_a$ 、 $R_z$  等粗糙度参数的非接触评估提供了试验依据。Wu 等<sup>[32]</sup> 于 2025 年发布的金属表面缺陷光度立体数据集 MSDD,采用多角度频闪混合光源系统,在真实工业复杂结构金属件上采集了涵盖划痕、凹坑等 8 类典型缺陷的大规模标注图像,是目前最为贴近产线实际缺陷检测场景的光度立体专用数据集,标志着光度立体评估基准体系向工业化应用方向的重要拓展。

## 2 光度立体三维重建算法演进

在确立了非朗伯反射的物理基础与评价基准后,核心的工程挑战转化为:如何在充满高光、阴影及复杂环境光的工业场景下,实现鲁棒且高精度的表面法向解算与三维深度重构。针对这一痛点,光度立体三维重建算法经历了一场深刻的范式演进。光度立体技术算法发展脉络如表 2 所示。首先,剖析早期基于显式物理模型与低秩矩阵恢复的鲁棒优化机制;随后,重点探讨近年来深度学习驱动的隐式特征拟合与端到端网络架构如何突破传统计算瓶颈;最后,深入论述由法向量场向稠密深度图转换的积分计算与大规模加速策略,

旨在完整呈现从光度感知到形貌重构的底层算法引擎。

### 2.1 物理驱动的鲁棒光度立体与异常值解耦模型

将光度立体技术应用于真实工业现场时,算法面临的干扰远比实验室条件复杂。工厂环境中不可控的环境散射光、金属机加工件表面产生的局部强镜面高光,以及由复杂几何结构引发的自阴影,均会导致经典线性光照方程组发生严重退化,进而使所求解的法向图产生大面积系统性畸变。为在不显式建立复杂 BRDF 模型的前提下解决上述问题,在深度学习兴起之前,研究者基于物理建模与数学优化方向发展出了一套系统性的鲁棒光度立体方法体系。

鲁棒光度立体的核心思想在于异常值感知估计,即假设物体表面绝大部分区域近似遵循朗伯漫反射规律(构成低秩有效信号),而由强反光或阴影引发的亮度异常,在多光源观测矩阵中仅以极其稀疏的离群分量出现,因而可通过数学分解加以分离抑制。

这一领域的早期突破源于低秩矩阵恢复思想的引入。Wu 等<sup>[33]</sup> 较早将低秩矩阵补全与恢复框架应用于光度立体,将多光源法向恢复问题转化为同时处理缺失项(对应自阴影像素)与受损项(对应高光异常)的低秩矩阵恢复问题,通过先进的凸优化

表 2 光度立体三维重建算法演进脉络

Table 2 Evolution of photometric stereo 3D reconstruction algorithms

| 层次                | 核心问题                                       | 技术演进脉络                                                       | 代表方法类型                                         | 本文梳理重点                                                 |
|-------------------|--------------------------------------------|--------------------------------------------------------------|------------------------------------------------|--------------------------------------------------------|
| 物理驱动的鲁棒光度立体与异常值解耦 | 在高光、阴影、复杂环境光和非朗伯异常观测条件下,实现鲁棒法向估计与异常值解耦     | 低秩恢复→稀疏回归→反射率补偿→变分未标定恢复→非朗伯约束求解与近场点光源标定                      | 低秩矩阵恢复、稀疏异常分离、反射率补偿、变分优化、近场光源标定                | 分析物理约束、异常值解耦与鲁棒优化机制如何提升复杂反射条件下的表面法向求解能力,并引出传统方法的计算效率瓶颈 |
| 数据驱动的法向估计网络与隐式拟合  | 通过数据驱动方式学习光照、反射、形状与观测模态之间的复杂非线性映射          | 深度网络拟合→CNN 多光照特征聚合→无标定/逆向渲染解耦→Transformer 与多视角融合→事件相机等新型感知扩展 | CNN、多光照特征聚合、无标定网络、神经逆向渲染、注意力机制、多视角融合、事件视觉      | 讨论深度网络如何突破传统优化在建模能力、计算效率、未知光照解耦和复杂工业场景适应性方面的限制         |
| 法向场积分与高精度微观深度重建   | 将估计得到的表面法向场转换为稠密深度图或三维形貌,并处理深度不连续和高分辨率计算开销 | 频域解析→泊松积分→保边/双边法向积分→法向-深度联合预测与多视融合→自适应网格加速                   | 频域积分、泊松积分、保边积分、法向-深度联合预测、多视法向融合、神经隐式重建、自适应网格加速 | 梳理由法向场到稠密深度图及三维形貌恢复的积分计算、深度不连续保持与高分辨率加速策略              |

技术从理论上保证了低秩矩阵的正确求解,在阴影与高光大量存在的情况下实现了对表面法向的精确估计。在此基础上,Ikchata等<sup>[34]</sup>于2012年提出基于L1范数稀疏回归的逐像素求解框架:同时强制朗伯秩-3约束与稀疏加性异常约束,通过层次贝叶斯近似求解,在精确估计表面法向的同时分离高光、阴影及图像噪声等各类非朗伯干扰,对局部强高光干扰表现出显著的鲁棒性。

随着对工业复杂表面机理研究的深入,鲁棒算法逐步向更精密的数值补偿与场景适应性标定方向演进。针对非朗伯反射导致法向估计精度下降的问题,Zheng等<sup>[35]</sup>提出了数值反射率补偿方案;该方案引入交替策略,将估计反射率视为已知量以简化角度误差公式,并用余弦差分近似角度差分高效求解,在合成与真实数据上均以小额计算代价显著提升了现有方法的性能。针对工业现场光源难以精确标定的实际痛点,Haefner等<sup>[36]</sup>提出基于球谐函数展开近似朗伯反射率的变分未标定光度立体方法,将形状、反射率与照明的联合恢复表述为单一变分问题,直接在透视深度图上求解以隐式保证法向可积性;在合成与真实数据评测中,该方法表现出较好的鲁棒性,其中在36组合成数据集上的平均MAE较现有对比方法降低约49.4%~69.8%。在几何模型层面,Li等<sup>[20]</sup>在透视投影条件下系统建立了非朗伯光度立体的物理约束求解框架,通过将图像分解为漫反射与镜面分量,同步计算表面法向与反射率,在彩色非朗伯物体上准确重建了形状与反射属性;进一步地,针对近场受限空间中非各向同性点光源标定的鲁棒性问题,Ma等<sup>[37]</sup>于2023年提出基于特征点选择的近场点光源标定方法,有效抑制噪声观测干扰,标定误差可控制在2.7 mm与0.8°以内,并在压气机叶片等工业零件上完成了试验

验证,为受限空间近场缺陷检测提供了重要的标定方案。

基于物理模型与数学迭代优化的鲁棒算法,其最大的问题就是存在计算效率瓶颈。无论是鲁棒主成分分析(Robust principal component analysis, RPCA)框架中的奇异值阈值迭代,还是变分法中的大规模凸优化求解,其计算复杂度均随图像分辨率的提升急剧增加。Ackermann等<sup>[7]</sup>在对光度立体技术三十年发展的系统综述中亦指出,向更宽松模型假设与更强鲁棒性演进的代价,正是不断上升的计算开销。现有评测表明,在处理工业级高分辨率图像时,传统鲁棒算法的单个处理耗时可达数十秒甚至数分钟量级,远不能满足高速产线对在线检测节拍的严格要求。

正是上述计算效率的根本性约束,促使研究者开始寻求新的法向估计范式。Santo等<sup>[38]</sup>于2017年率先提出了深度光度立体网络(DPSN),摒弃简化参数化反射模型的先验假设,以深度神经网络在变化光方向下的反射率观测与逐像素法向之间建立灵活映射,利用MERL BRDF实测数据库训练网络以适应真实物体,以前馈网络实现端到端的逐像素法向推断,将单次推理耗时从迭代优化所需的分钟量级大幅压缩至毫秒量级,标志着光度立体技术研究从物理数学优化范式向数据驱动深度学习范式的重要转型。

## 2.2 数据驱动的法向估计网络与隐式拟合机制

以Santo等<sup>[38]</sup>的DPSN为先驱,数据驱动范式迅速在光度立体法向估计领域催生了一系列系统性的方法演进。光度立体的研究核心在于建立复杂表面光照与法向量之间的非线性映射关系。王国珪<sup>[39]</sup>和Ju<sup>[8]</sup>等在相关综述中指出,深度学习的引入推动了光度立体从基于物理模型的显式解析方法向数据驱动的隐式拟合方法的范式转变。在深度学习

方法普及之前,Shi等<sup>[40]</sup>提出的双多项式模型已初步建立了脱离理想朗伯反射假设、对复杂反射率分布进行多项式近似建模的理论基础。随着神经网络方法的持续演进,光度立体三维重建的精度与泛化能力得到了进一步提升。

### 2.2.1 卷积神经网络与多光照特征聚合策略

早期的深度光度立体网络致力于在像素层面建立光度特征与表面几何之间的直接映射关系。Santo等<sup>[38,41]</sup>在2017年首次提出了早期代表性深度光度立体网络(DPSN),并随后在TPAMI上进行了系统性扩展,利用MERL BRDF数据集实现了复杂反射条件下的逐像素法向估计。在真实场景中,光源数量与方向很难固定,给网络输入的归一化处理带来了挑战。为此,Chen等<sup>[42-43]</sup>提出了PS-FCN框架及其扩展版本,通过最大池化操作聚合多光照特征,实现了对无序且任意数量光照图像的前馈预测,是该方向的代表性工作之一。

为进一步克服非凸表面复杂的全局光照传输效应(如互反射与投射阴影),Honzátko等<sup>[44]</sup>提出了联合捕获空间与光度上下文特征的全卷积网络架构,该方法打破了传统二维CNN的局限,通过引入可分离的4D卷积并回归至二维高斯热力图而非直接预测法向,在显著降低网络参数数量的同时,大幅提升了法向预测的稳定性与重构精度。针对工业场景中难以采集大量图像的实际约束,Zheng等<sup>[45]</sup>设计的SPLINE-Net通过光照插值网络生成密集光照观测,再经法向估计网络预测法向,仅用约10幅图像即可超越使用近100幅图像的现有方法,显著降低了工业场景的图像采集负担。此外,Yao等<sup>[46]</sup>提出了基于图卷积的GPS-Net,通过图结构统一像素间的辐射度变化与图像内的空间结构信息,同步捕捉图像间与图像内的互补特征,突破了纯像素或纯

空间处理的单一视角局限。

### 2.2.2 无标定约束与神经逆向渲染解耦框架

为将算法推广至非受控场景,引入底层物理渲染约束以应对光照未知的无标定问题。Tanai等<sup>[47]</sup>提出了一种基于物理的无监督神经逆向渲染框架,网络在测试阶段通过最小化观测图像与合成图像之间的重建误差来优化法向与BRDF,无需真值法向或外部预训练数据。在双阶段解算策略上,Chen等<sup>[48]</sup>提出了SDPS-Net,将光照估计与法向预测解耦并引入中间监督,有效降低了联合估计的求解难度。随后,Kaya等<sup>[21]</sup>在逆向渲染框架中显式建模了表面凹凸区域的互反射效应,进一步提升了复杂形貌下法向与BRDF的估计精度;Li等<sup>[22]</sup>提出了渐进式镜面基函数策略,通过从光泽到粗糙的顺序逐步拟合高光,利用镜面反射线索解决广义浮雕(GBR)歧义,在真实数据集上实现了较优的光照估计与形状恢复精度。面对复杂形貌引入的互反射与不规则阴影问题,Li等<sup>[49]</sup>设计的DANI-Net通过可微分阴影处理模块与各向异性反射建模,在多个真实数据集上实现了较优的定量性能。Ikehata等<sup>[50]</sup>的研究同样表明,为观测图赋予更明确的物理可解释性,即引入像素级统一逆向渲染框架,并施加旋转等变与不变约束,有助于提升网络在复杂光度分布下的估计性能。

### 2.2.3 全局注意力机制与多视角融合

随着Transformer架构在计算机视觉领域的广泛应用,光度立体网络获得了更强的全局特征交互能力。Ikehata提出的PS-Transformer<sup>[51]</sup>利用自注意力机制捕获稀疏光照条件下的高阶特征交互;随后,其团队进一步提出了通用光度立体网络<sup>[28]</sup>,以及面向高分辨率场景的可扩展框架SDM-UniPS<sup>[52]</sup>,后者在未知空间

变化光照条件下可恢复媲美三维扫描仪质量的法向图。为实现光照与法向信息的解耦,Chen等<sup>[53]</sup>提出了LINO UniPS模型,该模型通过引入光照寄存器令牌与交错注意力块,有效解耦光照与法向特征;同时结合小波双分支架构与法向梯度感知损失,保留高频几何细节,最终在公开基准测试中取得了新的最优性能。在单阶段无标定网络设计方面,Ju等<sup>[54]</sup>提出的FUPS-Net借助傅里叶频域特性对光照与几何信息进行隐式解耦,有效规避了两阶段方法中的误差累积问题;Wei等<sup>[55]</sup>提出的ESSENCE-Net则通过渐进式“易先编码”策略与空间上下文感知注意力机制,在3个基准数据集上的表现超越了现有监督学习方法。

在多视角三维重建方面,Yang等<sup>[56]</sup>提出的PS-NeRF将神经辐射场引入多视角光度立体,实现了阴影感知可微分渲染条件下的几何、材质与光照联合优化;Cao等<sup>[57]</sup>提出了多视角方位立体方法,通过切空间一致性约束融合多视角方位观测,在无需天顶角估计的条件下即可恢复无纹理或强反光表面的三维形状;Cao等<sup>[58]</sup>的另一项工作提出了无需光照标定或中间光度立体线索的神经多视角自标定方法,将几何与反射率表示为神经隐式场,通过阴影感知体渲染,从多视角图像联合重建几何、空间可变反射率与光照。在大规模重建模型研究方向上,Tiwari等<sup>[59]</sup>提出MERLiN框架,该框架通过注意力沙漏网络,将单图逆向渲染与重照明集成于统一框架,实现了高质量的形状与材质估计;该框架还利用合成重照明图像评估光度立体方法性能,为单帧光度立体研究提供了新思路。Ge等<sup>[60]</sup>提出的PRM模型则通过引入基于物理渲染(Physically based rendering, PBR)的材质多样性训练数据与可微分PBR渲染,有效提升了模型在镜面反光条件下的重

建鲁棒性。

### 2.2.4 新型感知模态协同与工业场景扩展

底层算法的持续进步促进了光度立体与新型传感器硬件的结合。针对近场点光源衰减与透视畸变问题,Logothetis等<sup>[61]</sup>提出了首个可处理上述真实场景假设的近场CNN迭代校准框架,在高镜面反光物体上实现了优于现有近场光度立体方法的三维形状预测精度。而在水下运动场景中,Ju等<sup>[62]</sup>设计的CGT-PS网络通过局部粒度Shift操作与全局粒度非局部融合学习,直接应对水下抖动导致的像素错位问题,在光度立体基准测试与真实水下样本中均取得了更优的性能。

事件相机因其微秒级响应速度与高动态范围特性,为工业高速检测与强反光场景提供了新的技术路径。Yu等<sup>[63]</sup>提出的EventPS利用辐射度变化事件进行法向估计,可兼容优化方法与深度学习方法,在真实场景中以超过30 frame/s的速度实现实时处理;Liang等<sup>[64]</sup>提出的EventUPS,通过增强零空间公式将每个事件直接关联法向与光照的联合约束,精度超过基于帧的对应方法,仅需后者5%的数据带宽。针对事件流噪声问题,Kitazawa等<sup>[65]</sup>提出的PS-EIP利用事件间隔时序轮廓的连续性,引入基于轮廓形状的异常值检测方法,有效剔除了阴影和高光导致的异常值;Yu等<sup>[16]</sup>提出的EventPSR,首次实现了基于事件相机的法向与反射率参数同步估计,仅需约30%的数据量即可达到与使用100幅以上HDR图像相当的精度;Kim等<sup>[66]</sup>设计了单光源沿圆形轨迹旋转的无标定事件相机系统,通过逐像素神经网络直接预测法向,与现有事件相机光度立体方法相比,将平均角度误差降低了7.12%。在系统设计层面,Choi等<sup>[67]</sup>提出的DDPS通过可微分框架端到端学习液晶显示器(Liquid crystal

display, LCD) 照明模式, 并利用 LCD 偏振光的物理特性分离漫反射与镜面反射以提升法向重建精度; Zhang 等<sup>[68]</sup> 结合光场相机提出单帧无标定光度立体测量方案, 通过频域滤波与自适应权重融合, 互补光度立体高频细节与光场低频几何信息; Chan 等<sup>[69]</sup> 提出的 ReLeaPS 引入强化学习自动搜索最优光照采集策略, 试验表明, 20 个光照配置的结果和全方向光照相当, 甚至更优。

无论上述深度学习方法如何演进, 其核心输出均为逐像素的表面法向量场, 而非能反映更丰富信息的三维深度结果。在压气机叶片轮廓度检测、钣金件冲压回弹量化等实际场景中, 最终需要的是三维深度图, 而非法向角度场。由法向量场恢复稠密深度图的过程, 即法向场积分, 构成了连接光度感知与三维形貌重建不可或缺的技术环节。

### 2.3 法向场积分与高精度微观深度重建

光度立体通常直接输出逐像素的表面法向量场。然而, 在计算机视觉与工业测量的诸多任务中, 最终所需的是表面信息更为丰富的三维深度图。因此, 法向场积分(由法向量场恢复表面深度图的过程)构成了连接光度感知与三维重建的关键环节。从传统的数学解析优化, 到结合神经网络与大规模计算加速的前沿框架, 该领域的研究脉络正持续深化。

#### 2.3.1 频域解析与泊松积分的数学求解机制

早期法向积分研究主要致力于构建偏微分方程的数值求解框架。Frankot 等<sup>[70]</sup> 奠定了频域积分的理论基础, 他们的方法通过将可能不满足可积性的表面斜率估计投影至频域中符合可积性条件的子空间, 实现了对复杂表面的有效重建。在空间域积分方面, Simchony<sup>[71]</sup> 将积分问题转化为泊松方程求解, 并借助快速正交变换提出了计算效率较高的直

接解析方法。

尽管上述经典方法在理想条件下表现良好, 但 Quéau 等<sup>[72]</sup> 在综述中指出: 有效的积分方法不仅须具备高精度与抗噪鲁棒性, 还应能处理任意形状的重建域边界, 并保留深度不连续性。这一分析为后续算法的发展指明了方向。

#### 2.3.2 面向深度不连续特征的保边积分算法

随着应用场景几何复杂度的提升, 传统积分方法在处理深度跳变或遮挡边缘时往往会产生伪影。为此, 研究者相继提出了一系列保边积分框架。Cao 等<sup>[73]</sup> 提出了一种基于局部平面拟合的法向积分方法, 通过最小化局部切平面与相邻像素点之间的点到平面距离平方和, 有效抑制了棋盘格伪影, 并显著提升了算法对自然边界和尖锐特征的鲁棒性。随后, 该团队进一步提出了双边法向积分, 通过在优化框架中引入双边加权泛函并对单侧可微性进行相对加权, 自适应地识别并保留了深度不连续性, 有效缓解了重建表面中的过分割与欠分割伪影<sup>[74]</sup>。

为更精确地恢复细微不连续特征, Kim 等<sup>[75]</sup> 提出了一种引入“辅助边”的不连续性保留积分方法, 该方法通过在积分域中显式表达深度跳跃的幅度, 并结合强稀疏正则化进行优化, 有效且精确地实现了深度不连续区域的高精度重建。此外, 针对多数积分算法局限于正交或理想针孔相机的理论不足, Milano 等<sup>[76]</sup> 提出了一种基于局部平面假设的不连续性感知积分公式, 在提升重建精度的同时, 首次实现了对通用中心相机模型的直接法向积分处理。

#### 2.3.3 数据驱动多视法向融合与高分辨积分加速策略

近年来, 法向积分研究开始与深度学习先验及多视角几何约束深度融合, 并致力于解决高分辨率数据带来的计算瓶颈。在网络先验方面, Qi

等<sup>[77]</sup> 提出了联合预测深度与法向的 GeoNet++ 框架, 利用内置的“法向到深度”核回归模块, 依据法向约束对深度图进行细化。Zhang 等<sup>[78]</sup> 则提出了置信度感知的深度光度立体网络, 实现了端到端的法向与深度联合估计, 并通过粗到细的网络结构进一步挖掘了两者之间的内在几何关联。

在多视角几何约束方面, Xiu 等<sup>[79]</sup> 提出了 ECON 框架用于穿衣人体的三维重建, 该框架利用 d-BiNI 算法恢复 2.5D 正背面表面, 并以参数化人体模型(SMPL-X)作为对齐画布进行法向积分融合, 实现了高保真度的人体几何推断。Cao 等<sup>[80]</sup> 提出的 SuperNormal 框架将多视角法向积分与神经隐式表面重建相结合, 通过体积渲染优化多分辨率哈希编码的神经符号距离函数(Neural signed distance function, SDF), 在多视角重建基准上提取出了极具竞争力的高细节表面几何。

面对千万级像素(如 64MP)法向图带来的庞大积分计算开销, Heep 等<sup>[81]</sup> 突破了传统像素网格的限制, 提出了一种自适应屏幕空间网格化方法: 通过利用法向计算表面曲率, 在平坦区域聚合像素生成稀疏三角网格, 使得顶点数量减少 1~2 个数量级, 将高分辨率积分耗时从数小时骤缩至数分钟。随后, 他们进一步提出了特征保留网格抽取技术, 在保留复杂几何特征的同时剔除平坦区域的过采样, 进一步优化了超高分辨率积分的整体效率<sup>[82]</sup>。基于规模化加速的思路, Milano 等<sup>[83]</sup> 将法向积分重构为连续分量相对尺度的估计问题, 通过约束同一分量内像素的联合缩放大减少优化变量, 在保证重建精度相当的前提下实现了显著的计算加速。

综上分析, 法向解算机制已完成从“显式物理优化”向“数据驱动与隐式特征拟合”的深度转型。深度网络架构的引入成功突破了传统数学优化在复杂未知光照解耦与计算

时效上的固有瓶颈;然而,从法向量场到稠密深度图的转换过程中,低频畸变问题及千万级像素处理带来的算力开销,仍是形貌重构面临的系统性挑战。目前,研究人员正依托神经隐式先验与自适应网格加速等跨维度计算策略,着力破解这一难题。

### 3 基于光度立体的复杂工业表面缺陷检测

基于上述构建的鲁棒法向解算与深度特征拟合算法,光度立体在应对工业表面缺陷检测时展现出二维传统视觉难以比拟的“物理解耦”优势。光度立体可通过多光照观测分离表面几何与反射信息,为复杂工业表面缺陷检测提供有效特征。针对非朗伯金属表面和强纹理背景两类典型场景,对光度特征与深度语义网络融合、反照率-法向分离及频域联合滤波等方法在缺陷增强和干扰抑制中的应用进行讨论。

#### 3.1 复杂非朗伯金属表面的光度感知与缺陷检测

在现代工业制造中,钢铁、航空铝材、汽车钣金及各类精密机加工件的表面质量对产品的服役性能与可靠性具有重要影响。然而,此类金属表面普遍具有强烈的各向异性反射与镜面高光特性。相关综述文献[2,4,84]表明,在真实复杂的工业环境下,表面缺陷检测面临缺陷与背景差异小、对比度低、噪声干扰大等挑战,传统机器视觉方法在上述条件下难以取得满意的检测效果。为突破这一限制,引入光度立体以解耦光照并提取三维形貌特征,已成为高反光表面缺陷检测的重要技术路径之一。

##### 3.1.1 物理驱动的辐射度建模与高光阴影抑制

在深度学习大规模应用之前,针对非朗伯高反光表面的检测主要依赖模型驱动或数据驱动的光度物理优化方法。传统算法通常基于多光源辐射度方程求解法向量,并采用鲁

棒估计方法抑制高光与阴影区域的干扰。Ren等<sup>[85]</sup>针对非漫反射曲面提出一种数据驱动的光度立体方法,利用高斯过程(GP)模型表征材料的非线性反射行为以检测钢材和光泽表面的缺陷;Ren等<sup>[86]</sup>还提出基于神经网络的逆反射率模型,实现了对移动非漫反射曲面的微秒级采集速率在线检测,并验证了优良的纹理恢复与缺陷检测能力。针对球墨铸铁管表面缺陷检测易受油污和水渍干扰的问题,Wang等<sup>[87]</sup>提出了对称双光源光度立体(TLPS)算法,系统示意图见图3,通过提取表面纹理方向的梯度图,增强了气孔、针孔和划痕等微小缺陷的对比度。朱勇建等<sup>[88]</sup>利用级数展开法,对光度立体重建的金属表面进行曲面拟合与点云转换,试验结果表明该方法解决了重建曲面的形变与翘曲问题,并使缺陷检测率提升了4个百分点以上。此外,徐科等<sup>[89]</sup>较早将双色光度立体方法引入钢铁产品在线检测,借助红蓝双通道图像计算表面倾角分布图,实现了金属板带表面直径低至0.1 mm孔洞缺陷的在线识别,验证了光度立体技术在工业产线实时检测场景中的可行性。

##### 3.1.2 深度卷积特征提取与光度信息融合机制

为克服传统手工特征提取(如差分、梯度滤波)在复杂场景下泛化能

力不足的问题,将光度立体与深度卷积神经网络(CNN)相结合。Soukup等<sup>[90]</sup>将CNN应用于基于光度暗场设置的钢轨表面缺陷分类,研究表明CNN的检测性能显著优于传统基于模型的方法。Weimer等<sup>[91]</sup>评估了深层CNN架构及其超参数配置对工业检测中缺陷特征提取准确率的影响。Haselmann等<sup>[92]</sup>基于深度学习图像补全网络,提出了一种仅利用无缺陷数据进行训练的单分类无监督异常检测方法。在铸件检测方面,Lee等<sup>[93]</sup>利用光度立体系统获取反射率、粗糙度与斜率信息以生成特征融合数据,并结合深度学习模型进行自动缺陷检测,所提系统检测精度达62.58%。

##### 3.1.3 面向多维视觉任务的检测框架

随着研究的深入,检测框架逐步从图像分类扩展至像素级语义分割与目标检测。在语义分割方面,Saiz等<sup>[10]</sup>将多光源光度立体图像融合为紧凑的RGB图像表示,并输入卷积分割网络;试验表明,该方法在金属部件表面缺陷分割任务中的Dice系数均高于0.83。在目标检测方面,Wei等<sup>[94]</sup>构建了结合光度立体与目标检测技术的检测系统,将光度立体预测的表面法向图输入检测模型,利用表面缺陷对法向梯度变化更敏感的特性实现缺陷分类与定位;Cao

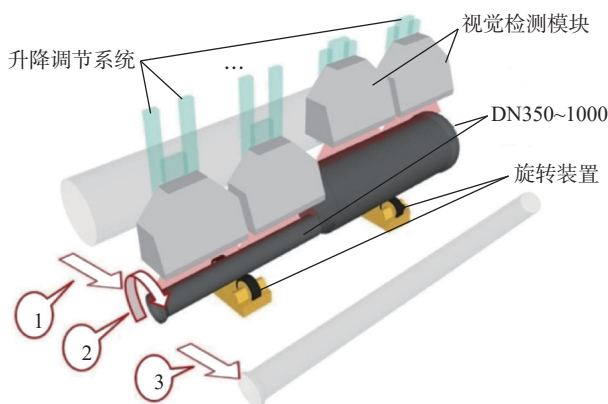


图3 对称双光源光度立体铸管表面缺陷检测系统示意图<sup>[87]</sup>

Fig.3 Schematic of the cast pipe surface defect detection system based on symmetric dual-light photometric stereo<sup>[87]</sup>

等<sup>[11]</sup>构建了类似的面向金属零件的光度立体缺陷检测系统。胡广华等<sup>[95]</sup>提出基于双流特征融合网络的检测模型,如图4所示,以三维几何外观特征与对比度金字塔融合的增强二维 RGB 图像为双路输入,通过空间通道注意力残差模块与 GRU 特征融合模块实现多层次模态特征融合,在多个数据集上 mAP 高于 90%,实现了二维与三维缺陷的同步检测。

这一阶段的光度立体检测系统也逐步拓展至极端反光场景。而在连续运动的工业产线中,静态光度立体还面临像素级不对齐、运动畸变等动态难题。

### 3.1.4 工业级专用样本集构建与模型工程化部署

在迈向工业级规模部署的进程中,研究重心逐步转向高质量数据集的构建及新一代 YOLO/Transformer 架构的优化。为解决领域内数据集匮乏问题, Wu 等<sup>[32]</sup>构建了金属表面光度立体缺陷数据集(MSDD),该数据集包含 138585 张单通道图像和 9239 张混合图像,覆盖 8 种缺陷类型,同时提出频闪光源图像采集(SIIA)方法与泰勒级数通道混合器(TSCM),将多角度光照图像融合为伪彩色图像,以支持通用目标检测器的端到端检测; FCOS、YOLOv5、YOLOv8 和 RT-DETR 在 MSDD 上

的验证结果表明 mAP 达 86.1%,超越传统方法。在精密检测领域, Jian 等<sup>[96]</sup>提出了针对机加工金属表面的任务特异性近场光度立体网络,试验证明其对亚微米/微米级表面高度变化的敏感性,实现了表面纹理与微缺陷的测量。针对波纹板复杂曲面产生的阴影遮蔽问题, Zhang 等<sup>[97]</sup>开发了专用光度立体成像系统,并提出基于高斯球面距离均值卷积的特征图提取方法,通过灰度凹坑填充与极值标记实现缺陷增强与检测,试验表明波纹板流道区和换热区的缺陷检测精度均超过 95%; Cao 等<sup>[98]</sup>设计了集成四相机与光谱照明器的多视角多光谱光度立体(MVMSPS)系统(图5),提出了广义单应变换(GHT)方法,将几何对齐误差降低 87.8% 以上,并从理论上推导了最优照明天顶角以最大化信噪比;该系统以 0.5 m/s 的检测速度运行,每组图像处理时间低于 3.6 s,试验验证了其对高温连铸板坯表面疤痕、裂纹和压痕等缺陷的可靠在线检测能力。

在最新应用中,针对软包电池表面检测,赵阳等<sup>[99]</sup>结合光度立体与线阵相机构建多光源分时曝光成像系统,通过 Sobel 卷积与常规卷积组成的双通道 EIEM 增强特征边缘提取能力,并引入 SDI 方法增强微小缺陷识别精度,平均检测精度达 94.2%,检测

速度达 116 帧/s;针对汽车钣金件检测, Yan 等<sup>[100]</sup>利用多光源光度立体算法获取法向量图像,并将 ODConv 卷积模块和 CBAM 注意力机制集成于 YOLOv8 模型,以应对强镜面反射带来的挑战,检测精度超过 93.3%。在高反光钣金件的系统级标定与照明策略层面, Moske 等<sup>[13]</sup>将光度立体方法部署于冲压钣金件的刀具磨损监控场景,系统性分析了高反光工件(如镜面钢板 ETSR TS245 等)对光度立体检测管线的干扰机制,并提出了恢复镜面基材上可靠异常检测精度的标定与照明配置策略,为强镜面反射条件下的工程化落地提供了重要的方法参考。上述研究表明,将光度立体三维感知与深度语义检测模型相融合,是解决金属高反光表面缺陷检测问题的重要技术方向。

### 3.2 强纹理干扰背景下的光度解耦与缺陷感知

在工业与自然材质的视觉检测中,一类比镜面高反光更具普遍性的挑战是强背景纹理对缺陷特征的干扰,即“纹理排扰”问题。木材天然的色差木纹、纺织品的多色印花与复杂的经纬组织、带有底纹的纸张,以及机加工表面的密集刀痕,均可能在二维灰度图像中形成与划痕、凹坑等具有真实形貌起伏的缺陷相似的亮度、边缘或纹理响应,导致传统二维

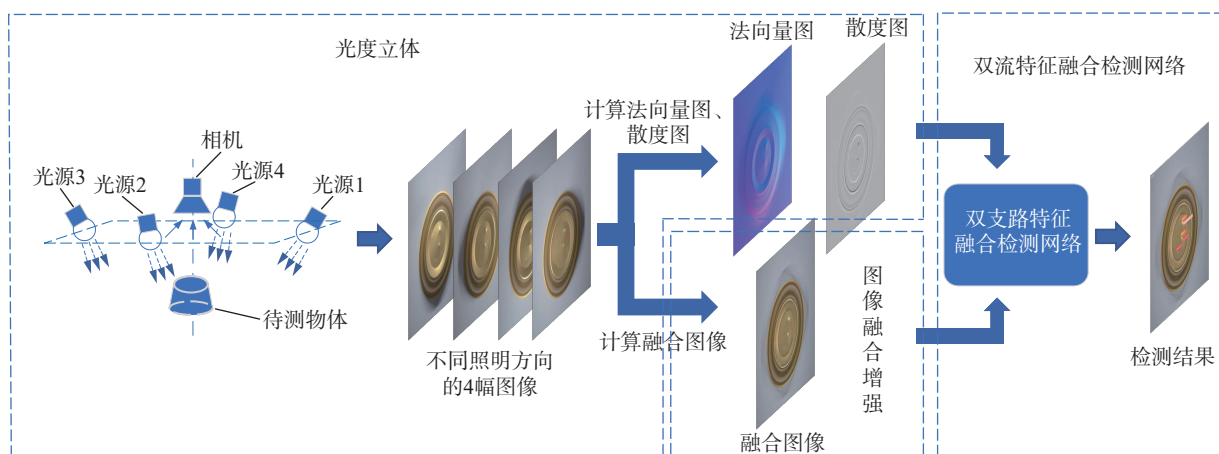
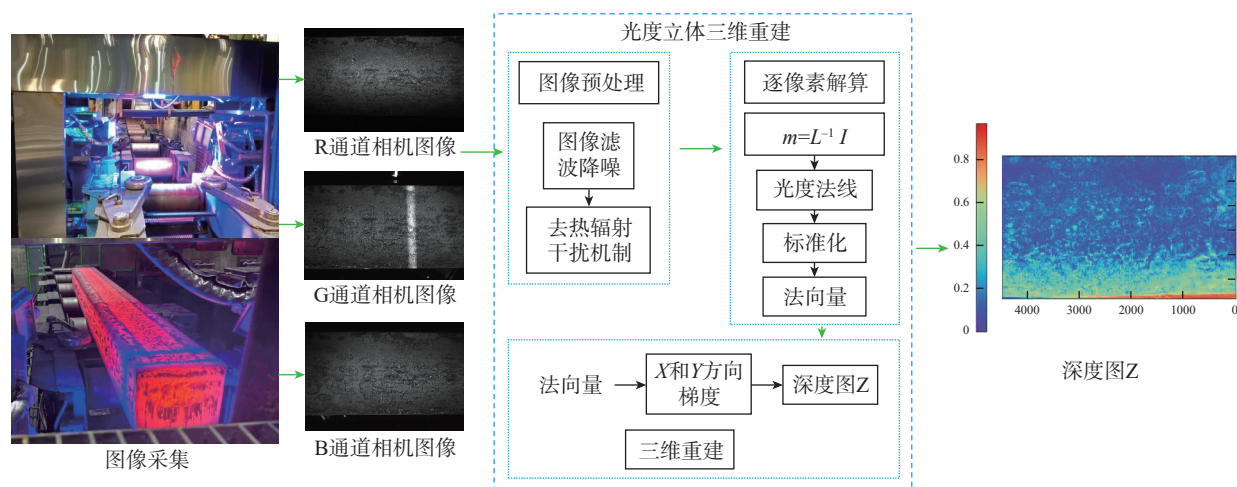


图4 融合光度立体-双流特征融合网络检测技术路线<sup>[95]</sup>

Fig.4 Detection technical route of integrating photometric stereo and a dual-stream feature fusion network<sup>[95]</sup>

图5 多视角多光谱光度立体检测系统<sup>[98]</sup>Fig.5 Multi-view multi-spectral photometric stereo detection system<sup>[98]</sup>

机器视觉系统产生大量假阳性误报。

光度立体在此类场景中具备其他光学检测技术难以复现的物理优势,即反照率(Albedo)与表面法向(Surface normal)的代数解耦。通过多光源成像剥离表面的二维色彩与图案,仅保留纯粹的三维几何形貌,成为跨越纹理干扰的核心途径。

### 3.2.1 反照率与法向剥离的光度物理机制

早期研究奠定了利用光度解耦剥离二维纹理的理论基础。Ogun等<sup>[101]</sup>利用光度立体技术估计了木材表面的反照率,揭示了其受吸湿性与各向异性影响而呈现的高度可变性。Farooq等<sup>[102]</sup>将动态光度立体技术应用于具有复杂随机图案的陶瓷砖高速检测中,在高达30 m/min的产线速度下实现了物理与结构缺陷的分离,验证了该技术在复杂表面自动化质量控制中的商业潜力。在三维表面缺陷分析中,Pernkopf<sup>[103]</sup>利用光切法获取钢材表面深度数据以克服表面氧化铁皮导致的反射率变化,并验证了耦合隐马尔可夫模型(CHMM)在三维瑕疵分类性能上优于朴素贝叶斯方法。

### 3.2.2 跨材质自然纹理的三维特征解耦重建

随着自动化视觉技术的成熟,反

照率-法向解耦技术在纺织与木材检测领域得到了系统性的深化应用。在纺织品检测方面,织物印花与经纬组织的叠加干扰严重制约了表面微小疵点的识别。Gorpas等<sup>[104]</sup>开发了一种微型光度立体系统,用于多种类型织物表面的三维结构重建;Wu等<sup>[105]</sup>构建了低成本的开源材质扫描系统,通过生成兼容基于物理渲染(PBR)的法向图与反照率图,实现了具有视觉一致性的纹理数字化。针对织物结构参数分析,Setiawan<sup>[106]</sup>与Juliastuti<sup>[107]</sup>等利用无偏光度立体算法重建三维表面,结合霍夫变换与局部加权平滑(LOESS)滤波,将经纬密度的平均测量误差控制在0.64%和0.45%以内;同时,通过结合小波图像散射特征及PCA与SVM分类器,实现了准确率为98.57%的基础织纹图案分类<sup>[108]</sup>。在织物评估方面,Luo等<sup>[109-110]</sup>利用多光源光度立体系统获取深度信息并映射为二维灰度图,结合全局迭代阈值分割与KNN分类器,实现了对织物外观及“起毛起球”等级的客观量化评估。

在木材检测方面,材料表面的天然色差、节疤与真实结构性裂纹在二维图像中极难区分。Jackson<sup>[111]</sup>和Ogun<sup>[112]</sup>等分别利用双图像光度立体与动态光度立体技术提取了刨削

木材表面的三维波纹与轮廓特征,对比结果表明其测量数据与激光轮廓仪及静态测量结果高度相关。此外,Dellepiane等<sup>[113]</sup>探讨了反射变换成像(PTM)在中大型文物上的应用,表明该技术在获取与表征浮雕类物体三维反射特性时,具备较三维扫描更低的设备与时间成本。

### 3.2.3 周期性加工底纹的多分辨频域联合排扰

针对带有高度规律性底纹的材料,如纹理纸张、数控机床的加工刀痕等,最新研究转向了光度立体与频域滤波的深度协同框架。针对带有复杂背景纹理的纸张材料,Yue等<sup>[114-115]</sup>提出将光度立体获取的表面梯度信息与快速傅里叶变换(FFT)及Gabor滤波相结合,该方法通过频域卷积与空间域相位减法抑制纹理背景并增强了缺陷信息,在纹理纸张划痕检测中取得了98.43%±1.0%的识别准确率。

Yi等<sup>[116]</sup>提出了基于近点光源的光度立体模型,并结合快速傅里叶变换(FFT)与图像金字塔的多分辨率频域积分策略抑制传统积分方法中固有的低频误差,结果表明该方法高保真地重建了表面形貌,清晰再现了微米级铣削刀痕,实现了微米级表面粗糙度的精确测量;这些进展表明,以光度立体的物理解耦特征为基础,

融合频域滤波的“纹理排扰”框架,已成为解决强背景图案与周期性纹理干扰的最前沿技术途径。

光度立体在二维定性识别任务中的核心效能,源自其独特的反照率与表面法向代数解耦物理机制。面对强镜面反射金属与周期性强纹理这两大工业视觉干扰源,依托纯粹的光度解耦先验,并深度协同卷积特征聚合与多分辨率频域滤波排扰策略,已被证实能够彻底剥离二维背景伪影。这种跨越灰度混叠的三维物理缺陷提取能力,为非受控环境下的微小瑕疵高信噪比感知提供了可靠机制。

#### 4 表面粗糙度评估与复杂曲面三维形貌重构

工业精密制造的质量闭环不仅依赖于瑕疵的检出,更取决于对表面拓扑特征的量化评估。光度立体凭借对法向梯度的高频敏感性,在亚微米级形貌测绘中展现出显著的物理优势。本节围绕表面粗糙度量化与预测、宏微观形貌解耦、精密磨损测绘及视触觉微观感知等应用展开讨论。

##### 4.1 基于光度散射机理的表面粗糙度量化评估

表面粗糙度是衡量机械加工质量与材料物理性能的核心指标。传统的触针式测量方法虽然精度高,但存在接触式破坏、测量速度慢且仅能获取一维线轮廓等局限性。随着计算机视觉技术的发展,从光度学角度,利用物体表面对光线的反射、散射特性或明暗阴影变化进行非接触式、全视场的三维粗糙度参数评估,已成为学术界与工业界的重要研究方向。本节将从基础的光度粗糙度理论、基于光度立体的粗糙度直接测量、机器学习特征融合及最新深度学习智能粗糙度评定4个维度进行系统梳理。

###### 4.1.1 光度学表面粗糙度建模与

###### 多尺度地形散射机理

在将光度学应用于工业表面粗

糙度检测之前,“光度粗糙度”的概念已在天文学与遥感地质领域得到了深度的理论推演。Helfenstein<sup>[117]</sup>以计算机生成的公里级地形起伏图为研究对象,利用 Hapke 光度方程分析了空间未分辨地形起伏对行星表面双向反射率的影响,证明多尺度地形的引入以与 Hapke 方程预测总体一致的方式改变了表面积分光度行为。在此基础上,Shepard 等<sup>[118]</sup>倡导将分形表面统计学作为行星表面粗糙度的定量通用模型,通过计算机模拟确定宽范围分形表面的阴影行为,验证了包括 Hapke 粗糙度参数在内的多种解析阴影模型均可近似为分形模型的特殊情形,从而为 Hapke 粗糙度参数的物理解释提供了定量验证框架。

在地球环境的探测中,Majdi 等<sup>[119]</sup>针对路面颜色变化导致灰度信息中高程变化与颜色变化耦合的问题,建立了基于朗伯光度模型的亮度图估算方法,将灰度值与道路表面高程变化相关联,试验表明,该方法在彩色路面上能够实现有效的粗糙度准则区分。近年来,Labarre 等<sup>[120]</sup>将 Hapke 光度模型反演的光度粗糙度与火山及沉积地形的超高分辨率数字高程模型所确定的均值坡角进行对比,结果表明该模型在中等粗糙度的有效域范围内与地面实测值吻合良好,而在模型有效域之外的表面上吻合质量较差;Badura 等<sup>[121]</sup>通过测量不同粗糙度等级及波浪状、正态分布两类形貌沙样的超光谱双向反射因子,并将粗糙度度量与数字高程模型正演建模相结合,发现 Hapke 阴影函数不能充分描述亚厘米尺度宏观粗糙度的影响,且其假设表面坡度分布与方位角无关的模型修正项,无法充分表征具有优选取向的结构性粗糙度。此外,Liu 等<sup>[122]</sup>针对光度立体 SfS 技术用于月球表面精密三维重建的场景,推导了光照方位角与天顶角对重建坡度误差影响的误差模型,并利

用月球勘测轨道飞行器相机(LROC NAC)高分辨率图像进行了试验验证,揭示了重建误差与光照几何参数的定量依赖关系。这些宏观理论为光度学应用于微观粗糙度检测奠定了坚实的光学散射基础。

##### 4.1.2 光度物理解耦与微观粗糙度参数直接量化

在工业检测领域,早期的机器视觉系统通过直接分析表面散射光的空间模式来推导粗糙度参数<sup>[123]</sup>。随着光度立体技术的成熟,开始通过求解表面法向与高度梯度来直接量化三维粗糙度指标。Solomon 等<sup>[124]</sup>成功利用四光源光度立体提取了高光镜面波瓣物体的表面粗糙度;McGunnigle 等<sup>[125]</sup>以光度立体估计的表面导数为基础,提出了一套用于粗糙表面测量、描述与区分的系统性框架,并通过频率与方向信息验证了该框架在朗伯表面上的有效性。为提升粗糙度的光度测量精度,Al-Kindi 等<sup>[126]</sup>采用光强-地形兼容(ITC)模型与光漫射模型对视觉数据进行解译,结果表明 ITC 模型在绝大多数幅度与间距粗糙度参数上与触针仪测量值高度吻合,但偏斜度参数( $R_{sk}$ )例外,视觉方法所得  $R_{sk}$  值与触针仪存在显著差异。Somthong 等<sup>[127]</sup>引入三坐标测量机(Coordinate measuring machine, CMM)对光度立体的光源倾角进行高精度标定,并利用三光源光度立体系统成功计算出与触针仪高度吻合的粗糙度  $R_a$  值<sup>[128]</sup>。Kumar 等<sup>[129]</sup>提出基于参数化各向异性 BRDF 的融合重建方法,并与灰度共生矩阵(Gray level co-occurrence matrix, GLCM)、小波分解及光度立体方法对比,误差分析表明融合重建在估计  $R_a$ 、 $R_q$ 、 $R_z$  等参数上均最接近触针式轮廓仪测量值。

针对高反光金属铣削表面,Wang 等<sup>[130]</sup>提出近点光源光度立体(NPL-PS)方法,配置单相机与24个LED点光源,建立含光强衰减项的线性化

光度方程,恢复表面法向量并通过 Frankot-Chellappa 算法获取高度图,最终以多项式拟合从高度图中定量提取粗糙度特征;Yi 等<sup>[116]</sup>在近点光源光度立体框架下,引入基于 IRLS 的异常值剔除算法,对高光与自阴影实现鲁棒法向量估计,并采用结合 FFT 与图像金字塔的多分辨率频域积分策略抑制低频误差,实现了微米级铣削刀痕的高保真三维形貌重建与粗糙度精密测量。Li 等<sup>[131]</sup>创新性地将对称双光源光度立体与结构张量分析相结合,首次实现了对表面各向异性粗糙度特征的直接定量粗糙度分析。

#### 4.1.3 深度网络驱动的端到端光度立体粗糙度预测模型

光学特征结合机器学习算法,是粗糙度检测从物理建模向数据驱动演进的重要范式。在基于传统特征工程的探索中,Kaya 等<sup>[132]</sup>提取了光度立体三维深度图的统计特征,并利用概率神经网络(PNN)实现了对铣削表面粗糙度等级的分类。近年来,深度神经网络的引入进一步推动了这一范式的转变,使粗糙度评估逐步降低了对人工提取特征的依赖,转向端到端的网络预测。在底层数据构建层面,Guo 等<sup>[31]</sup>发布了包含 54 个具有不同量化粗糙度与半透明度等级半球体样本的 DiLiGenRT 数据集,为真实场景下光度立体算法的定量评估与选择提供了测试基准。在算法框架层面,针对未知表面粗糙度金属的三维重建挑战,Yang 等<sup>[133]</sup>提出了基于多通道卷积神经网络的点光源光度立体方法(DPPS),如图 6 所示,该研究通过结合物理机制与合成数据训练,使网络在缺乏真实数据样本的情况下实现了对反光金属表面的端到端法向量图与高度图预测,试验表明,其在  $10\text{ cm} \times 10\text{ cm}$  区域内的三维重建误差控制在  $0.15\text{ cm}$  以内。上述研究表明,从传统机器学习到深度神经网络的数据驱动方法,有

效弥补了传统物理模型在复杂反射表面特征提取上的局限,已成为光度粗糙度检测领域的核心发展方向。

#### 4.2 复杂曲面微观形貌解耦与高保真三维重构

在现代高端制造业与交叉学科中,涡轮叶片、精密球面、仿生医学组织等复杂自由曲面的质量控制至关重要。与单纯评估宏观轮廓或量化粗糙度数值的方式不同,此类场景迫切需要获取表面局部的高频三维微观形貌(如切削刀痕、微小腐蚀坑、早期磨损等),从而为产品工艺参数的优化提供闭环数据支持。然而,曲面固有的宏观低频弯曲特性往往会掩盖微观的高频细节。光度立体通过在多光照条件下拍摄同一表面,利用反射率模型恢复表面法向,具备对表面高频法向梯度的高敏感性,是图像基三维表面重建方法中分辨率最高的手段之一<sup>[134]</sup>。

##### 4.2.1 低频畸变抑制与跨模态多传感器融合测量

在复杂曲面上,单一的光度立体算法在进行法向积分时极易产生

低频畸变(如低频翘曲或隆起等)难题。为突破这一难题,提出将测量宏观基底轮廓的方法与光度立体深度融合。本节仅讨论宏观几何先验对法向积分低频畸变的抑制,系统性多传感器融合策略将在第 5.2 节展开。Sun 等<sup>[135]</sup>将接触式探针获取的稀疏点经高斯过程回归(GPR)重建为全局几何先验,并将其输入基于交叉卷积注意力残差块(CCARB)的双支路深度光度立体神经网络以引导法向恢复,最终法向与稀疏点经法向积分模型融合,实现了复杂金属表面的高保真密集三维重建;Song 等<sup>[136]</sup>开发了条纹结构光与光度立体的高级融合策略:以基于二叉树的自适应解码算法提升解码鲁棒性,利用结构光绝对深度信息标定光度立体面光源,并提出基于格雷码子区域划分的分段积分算法,融合结构光深度与光度立体法向信息,以消除表面纹理与高反光区域对重建质量的影响,实现相机分辨率级别的微米量级三维测量。

在多视角立体视觉(Multi-view

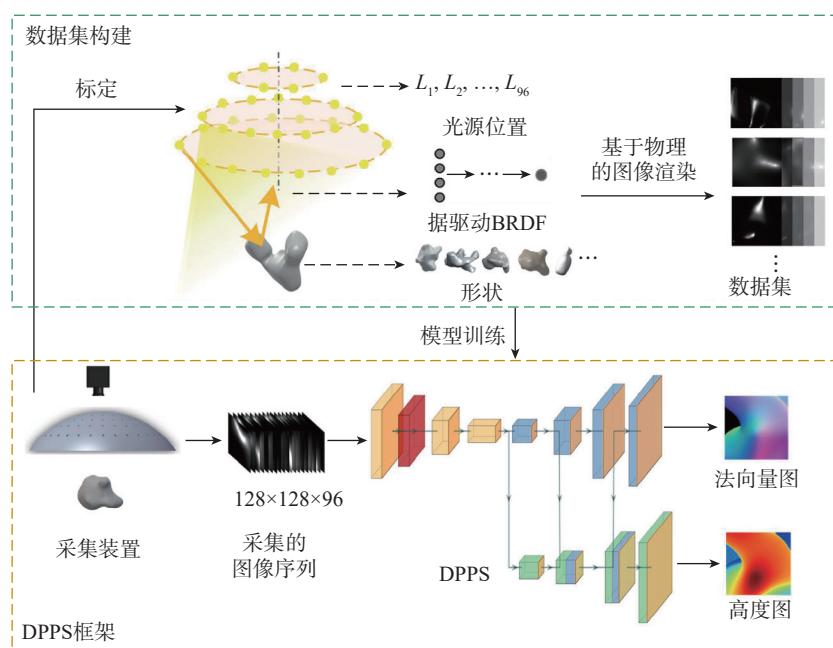


图 6 多通道卷积神经网络的点光源光度立体算法框架<sup>[133]</sup>

Fig.6 Point-light photometric stereo algorithm framework based on a multi-channel convolutional neural network<sup>[133]</sup>

stereo, MVS)与摄影测量的融合方面, Karami 等<sup>[14]</sup>采用3种融合策略,对摄影测量的可靠几何信息与光度立体的高空间分辨率形貌细节进行整合,在6种不同非合作表面上的试验表明,所提方法在校正平均 RMSE 小于 0.1 mm 的全局形变后,仍能高精度重建表面形貌。从早期的由阴影恢复形状(Shape from shading, SFS)与立体视觉融合<sup>[137]</sup>,到多视角立体(MVS)与光度立体的联合优化<sup>[138-139]</sup>、运动恢复结构(Structure from motion, SfM)与光度立体的密集重建<sup>[140]</sup>、多视角表面变形约束<sup>[141]</sup>、光度特征变换学习<sup>[142]</sup>及平面网格参数化方法<sup>[143]</sup>, MVS 与光度立体的融合已成为复杂场景三维重建的成熟技术路径。此外, MacDonald<sup>[144]</sup>通过引入参考高度测量值作为低频约束,有效校正了光度立体法向积分过程中的“卷曲”畸变; Fan 等<sup>[145]</sup>则提出了针对近距离点光源非均匀照明的二次低频形变校正方法。

#### 4.2.2 复杂机加工件与精密磨削表面的微观形貌原位测绘

在航空航天与重工制造领域,微观形貌的在机测量为工艺闭环优化提供了直接依据。Ma 等<sup>[146]</sup>基于 LED 光源设计了涡轮叶片光度立体测量系统,初步验证了对航空发动机叶片表面重建的可行性,标定重复性误差低至 0.0272 mm;在后续工作中进一步提出多尺度测量方法,引入基于单次快照的快速 LED 标定技术与基于辐射强度分布的迭代重建算法,在合成超双曲面结构上 RMSE 低于 1.7  $\mu\text{m}$ ,法向误差 0.5°,并在民用航空发动机叶片的叶面凹面、榫头及冷却孔上成功恢复了轮廓、尺寸与粗糙度<sup>[147]</sup>。面对冲压成型带来的严重形变与反光, Yan 等<sup>[148]</sup>提出 BPSCR 方法,利用双目光度立体增强图像并耦合法向图与反照率图进行水平集轮廓提取,结合多匹配能量动态规划立体匹配,实现对任意

形状轮廓的三维重建;测量精度达 0.06 mm,与结构光方法相比精度提升 73.58%,与被动双目方法相比精度提升 53.18%。

对于在机与原位检测, Ren 等<sup>[86]</sup>开发了模型驱动的光度立体系统,实现了非漫反射弯曲表面的微秒级在线缺陷形貌捕获。朱可等<sup>[149]</sup>将光度立体原理与近场点光源模型相结合,开发了便携式三维重构系统,对平面与曲面磨损表面进行原位测量,截面高度误差小于 4.2%,截面二维参数误差小于 10.9%; Wang 等<sup>[150]</sup>则将光度立体与改进焦点恢复形状(Shape from focus, SFF)技术融合,通过梯度校正与多模态融合,将重建误差较单独 PSV 降低超过 32%,并对滚轮-环形摩擦副的磨损演变进行了精细三维原位捕获与分形分析。针对抛光钢轨焊接曲面, Cao 等<sup>[151]</sup>提出特征融合卷积神经网络,分别提取最小二乘初始法向图与原始图像的特征,并融合回归像素级法向图,试验表明所提方法在 DiLiGenT 基准上优于现有方法,并能在抛光表面像素级法向重建中保留丰富纹理信息; Li 等<sup>[152]</sup>则将线阵相机与加权最小二乘滤波引入光度立体方法,通过增强表面细节并最小化噪声,提升了锂电池顶盖表面缺陷检测的对比度与灵敏度,试验表明对浅划痕等精细缺陷的检测精度有显著改善。在半导体晶圆检测中, Serulnik<sup>[153]</sup>利用多视角 SEM 成像结合非朗伯光度立体方法生成缺陷形貌图(Defect topography map, DTM),并提出基于 FFT 的快速傅里叶缺陷形貌图(FDTM)以降低计算量;后续工作进一步验证了 DTM 信息能显著增强自动缺陷分类(Automated defect classification, ADC)能力,加速对良率损失源头工序的精准定位<sup>[154]</sup>; Smith 等<sup>[155]</sup>则利用梯度空间分析生成了凸点映射图(Bump map),成功对注塑与机加工表面的局部微特征进行了提取。

#### 4.2.3 生物仿生组织与视触觉传感器的微观几何感知

光度立体在分离宏观弯曲与微观高频细节上的优势,被广泛拓展至生物医学与仿生机器人领域。在生物组织形貌提取中, Lü 等<sup>[156]</sup>基于光度立体重建了中医舌面的三维深度图,清晰展现了微观舌乳头与裂纹等高频特征; Sohaib 等<sup>[157]</sup>提出将光度立体与分形技术相结合的活体皮肤形貌定量评估框架,其中皮肤深度估计算法利用了完整三维形貌信息,有别于现有二维粗糙度参数方法; Emrith 等<sup>[158]</sup>将光度立体应用于黏膜组织表面分析,针对组织镜面外观带来的技术挑战开展重建研究,并在表面重建后应用基于微分几何的分析技术检测疑似息肉的局部球形区域,作为面向结肠镜等消化道内窥镜临床辅助系统三维重建的初步探索。针对具有复杂凹凸表面的植物叶片, Wang 等<sup>[159]</sup>提出一种结合光度立体与 BRDF 先验模型的三维建模方法,该方法通过引入微分梯度约束与积分梯度约束的迭代匹配策略求解法向量的唯一解,有效解决了 BRDF 的病态问题;试验测量结果显示,该方法的平均高度误差为 15%。

在机器人灵巧手领域,仿生视触觉传感器(Vision-based tactile sensor, VTS)凭借其高分辨率、高精度触觉重建能力展现出广泛应用前景,光度立体作为 VTS 三维重建的核心方法之一,在感知接触面微观形貌中占据重要地位<sup>[160]</sup>。Lin 等<sup>[161]</sup>开发的 GelSplitter3D 通过棱镜扩展成像通道,配合 CAD 法向真值生成的光度立体神经网络,提出引入深度先验边界约束的法向积分方法以校正曲面积分累积误差,实现法向估计精度提升 40%; Zhang 等<sup>[162]</sup>基于自监督深度学习光度立体方法设计的圆柱形视觉触觉传感器 GelRoller,无需预标定即可从单张图像,在任意光照条件下估计法向,通过多帧滚动采

集与点云配准实现大尺度表面重建。此外, Li 等<sup>[163]</sup>提出 R-TacO 传感器, 利用单色光照下黑白相机的单通道成像原理, 降低数据量与计算复杂度, 实现 120 Hz 触觉感知, 深度重建精度为 0.169 mm/pixel, 并具备良好的跨传感器迁移性; Qin 等<sup>[164]</sup>提出 NLiPsCalib 框架, 整合可控近场光源并利用近场光度立体估计接触几何, 将曲面视触觉传感器的标定过程简化为与日常物品进行几次简单接触, 在多种曲面形态下实现了高保真三维重建; Li 等<sup>[165]</sup>则针对单色非朗伯表面, 利用神经隐式表征实现了近光光度立体的单图动态三维恢复。

#### 4.2.4 多模态网络协同的亚像素级三维形貌重建

深度学习技术的引入, 使光度立体在应对未知反射率和复杂光照环境下的形貌重构能力实现了质的飞跃。Yang 等<sup>[133]</sup>提出的 DPPS 网络通过端到端的深度卷积, 实现了点光源下反射金属表面的高精度法向与高度地形图联合预测, 其精度已媲美商业级 3D 扫描仪。Tan 等<sup>[166]</sup>通过建立像素内法向分布这一亚像素几何结构与表面反射率的广义物理模型, 结合遮挡衰减分析恢复表面凸度, 从而在均质材料表面实现了超越输入图像分辨率限制的精细三维几何结构重建。Xu 等<sup>[167]</sup>提出了一种基于单目多光谱视频序列的重建框架, 通过半密集 SLAM 与基于 cGAN 深度估计的多光谱光度立体技术协同工作: 利用 SLAM 重建半密集三维形状, 将 cGAN 生成的深度图作为先验输入多光谱光度立体模块以恢复密集表面法向, 最终融合点云与密集法向实现密集三维重建; 试验结果表明, 该方法的重建结果比单独使用 SLAM 更为致密。

进一步地, 在微观三维计量领域, 光度立体凭借对法向梯度的高频敏感性, 成功实现了从缺陷定性提取向拓扑特征定量评定的技术跃迁。

无论是驱动表面微观粗糙度参数的直接精确量化, 还是高保真再现机加工表面的切削刀痕, 其光度散射解耦机理均展现出超越传统接触式测量的全视场优势。针对复杂自由曲面“宏观几何遮蔽微观细节”的物理局限, 实施宏微观形貌解耦与网络驱动的端到端预测, 已成为保障原位测绘精度的核心。

### 5 面向工业现场约束的光度感知与多视觉传感融合

尽管前文已证实光度立体在微观缺陷感知(第3节)与高频形貌计量(第4节)中性能优异, 但经典光度立体理论高度依赖“静态测量”与“远场平行光”的严苛物理假设。在向真实工业现场迈进时, 算法不可避免地遭遇流水线连续运动、受限空间光度非线性衰减等物理约束, 同时, 纯光度积分固有的低频畸变也制约了其大尺度重构精度。因此, 本节围绕动态检测、近场光照标定及多传感器融合等问题, 讨论光度立体在工业现场中的工程化应用策略。

#### 5.1 动态在线检测与受限空间近场光度标定机制

经典光度立体理论建立在严格的理想物理假设基础上, 即相机与被测物保持绝对静止、光源位于无穷远处以形成均匀平行光。然而, 在实际工业制造与检测环境中, 上述理想条件往往难以满足。

##### 5.1.1 面向连续运动目标的动态配准与单次成像检测

在现代化生产流水线中, 被测物体通常处于连续运动状态, 如传送带上的零件。此时, 在时间序列上依次点亮多光源进行打光, 会导致不同光源图像间的物理像素出现空间错位。直接进行法向解算会导致三维重建出现重影与周期性伪影。为实现原位与在线检测, 相关研究提出了软硬件结合的解决方案。

针对汽车制造中高反光与黑色

喷漆材料的在线测量, Liu 等<sup>[168]</sup>开发了基于相机与固定照明阵列的测量系统, 利用光度立体技术获取表面法向图以适应复杂反射特性。针对级进模具磨损在线检测, Moske 等<sup>[169]</sup>基于多角度照明的光度立体分析获取表面法向图, 实现了对成型过程的非侵入式实时监测。针对钢轨表面缺陷在线检测, Cao 等<sup>[170]</sup>开发了双光源光度立体三维重建模型, 以降低钢轨表面复杂背景的干扰。

为应对物体运动带来的时间异步问题, 现有研究形成了“光谱分离”与“时空分离”两类思路: 光谱分离借助多波长光源实现单次曝光下的法向提取, 从物理上规避运动错位; 时空分离则依赖高频交替打光配合图像配准。Cao 等<sup>[198]</sup>的研究成果即为光谱分离的代表, 通过独立的光谱通道从源头消除通道间串扰, 实现运动状态下的单次成像法向重建。Liu 等<sup>[171]</sup>提出了一种基于图像配准的动态光度立体方法, 将表面法向向量映射至平均曲率图, 以实现在线铝合金铸件的缺陷检测。Zhang 等<sup>[172]</sup>提出了结合阴影融合监督策略的双尺度特征融合(DSFF)网络, 如图7所示, 实现了复杂形貌的低成本、实时与高精度测量。

##### 5.1.2 空间受限条件下的光照退化建模与近场标定优化

在近场光度立体检测中, 光源需靠近被测表面布置。此时传统平行光模型不再适用, 需考虑近场点光源的发散及非线性衰减特性, 从而增加了表面法向计算与深度解耦的复杂性。

针对近场点光源的几何标定, Xie 等<sup>[173]</sup>引入 LED 光学发射模型, 通过提取参考球体上的镜面反射点, 逐像素计算入射光方向。由于非均匀光照易导致球体边缘提取误差, Wang 等<sup>[174]</sup>提出了基于新型平面靶标的光源位置标定方法, 利用平面参考点的位姿关系克服非均匀光照对标定的影响。Yu 等<sup>[175]</sup>通过改进平面标记以规

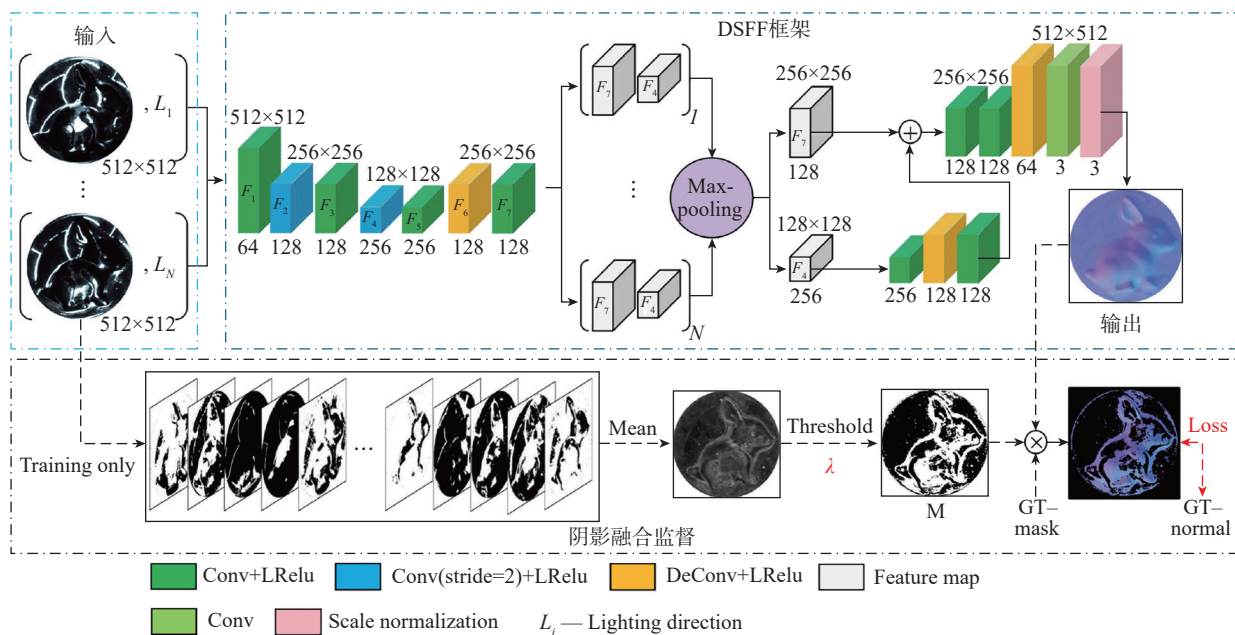


图 7 阴影融合监督策略的双尺度特征融合 (DSFF) 网络框架<sup>[172]</sup>

Fig.7 Dual-scale feature fusion (DSFF) network framework with a shadow fusion supervision strategy<sup>[172]</sup>

避定位过程中的阴影问题,并对光源发射场进行密集采样以拟合球谐系数,实现了各向异性辐射强度的无先验标定;此外,该团队还分析了朗伯球在近场点光源下的反射辐射度分布规律,提出了一种利用球体同步标定相机与光源参数的方法<sup>[176]</sup>。

在免去物理靶标的无标定光度立体研究中,相关方法聚焦于复杂光场的数学近似与补偿。Papadimitri等<sup>[177]</sup>证明了透视投影模型下的无标定光度立体具有唯一解,并提出一种交替最小化框架以求解无标定近场模型<sup>[178]</sup>。Logothetis等<sup>[179]</sup>首次将环境光作为加性偏置纳入近场光度立体模型中;Hafner等<sup>[36]</sup>则通过球谐展开逼近朗伯反射,提出了通用复杂光照下的变分无标定方法。针对光源数量较少的情况,Wang等<sup>[180]</sup>引入同轴光辅助提取阴影特征,实现了远场光度立体的光源自标定;Brahimi等<sup>[181]</sup>提出了一种无标定多视角端到端框架,利用静态环境光与动态近场LED的结合,实现了真实环境中基于稀疏视角的三维重建。针对局部阴影问题,Abada等<sup>[182]</sup>提出利用

禁忌搜索算法寻找消除阴影的最优阈值,以优化表面法向的计算。

#### 5.1.3 未知光照约束下的深度特征映射与缺陷感知网络

针对非线性衰减与非朗伯体表面的反射特征,传统光度立体数学模型在求解与泛化能力上存在局限。近年来,深度卷积网络与特征学习架构逐渐应用于未知光照或复杂反射条件下的三维法向预测。

Chen等<sup>[48]</sup>提出了SDPS-Net深度学习框架,用于在未知光照方向与未知表面反射率条件下推断目标的三维形状。随后,该团队进一步提出了PS-FCN及LCNet网络<sup>[43]</sup>,利用全卷积网络直接学习非朗伯表面反射观测特征至三维法向量的映射关系,以实现标定与无标定场景下的法向预测。针对表面凹凸变化剧烈区域的法向预测缺陷,Yang等<sup>[183]</sup>设计了结合像素级和空间级多特征融合的PSMF-PSN网络。为降低复杂网络架构的计算资源消耗,Xu等<sup>[184]</sup>提出基于序列化处理与Mamba-RNN架构的FSSI-PS方法,在减少特征冗余的同时维持了重建精度。

将光度立体三维特征作为深度分类/分割网络输入以实现缺陷检测的代表性工作(如文献[10,11,93])已在第3.1节详述。在未知光照与强背景纹理干扰的检测场景中,Yue等<sup>[115]</sup>结合光度立体与FFT-Gabor频域滤波以抑制背景纹理,在试验中对表面划痕的捕获率达到了100%,识别成功率为98.43%。

#### 5.2 抑制低频畸变的跨传感器多模态形貌协同重构

光度立体虽能提取高频微观表面细节,但其通过法向积分求解深度的过程易产生误差累积,导致三维模型在宏观上出现低频变形。相比之下,结构光、激光三角测量或摄影测量等技术可获取绝对深度信息,却常受限于传感器分辨率或表面高反光特性,难以捕获高频微观形貌。因此,将光度立体与其他三维传感器进行硬件与数据级融合,结合宏观低频几何信息与微观高频表面形貌,实现高保真三维检测,已成为当前研究的重要方向。

##### 5.2.1 结合结构光与激光扫描的

宏微观绝对深度协同

在工业检测中,针对高反光与弱

纹理的金属曲面,如航空叶片等,常采用光度立体与结构光或激光三角测量的融合方法。单次结构光测量在金属高反射区域易导致点云缺失与错位。Yang 等<sup>[185]</sup>提出了一种针对高反光金属叶片的结构光照明光度立体融合方法,通过双线性插值与法向量约束建立数据融合优化模型,其测量精度达 0.03 mm。针对局部无纹理的金属加工表面, Wang 等<sup>[186]</sup>在条纹投影轮廓仪中集成 LED 阵列以引入光度立体技术,获取包含刀痕细节的表面法向,并将其作为几何描述符以提升点云配准精度。针对条纹投影在镜面反射区域的测量缺失, Pei 等<sup>[187]</sup>提出融合条纹投影与近场光度立体的多传感器测量方法,通过最小化深度梯度误差重建完整点云,其中深度神经网络估计近场光度立体法向图,在铝合金自由曲面上与坐标测量机的轮廓误差偏差仅 6.9  $\mu\text{m}$ ; Cao 等<sup>[188]</sup>则提出条纹光度偏折术 (Fringe photometric deflectometry, FPD),结合相位测量偏折术 (Phase measuring deflectometry, PMD) 与光度立体,基于局部表面反射率引入自适应融合机制,实现了高精度全场三维重建。

在连续测量场景中,相关研究探讨了线结构光或激光三角测量与光度立体的协同方法。Shi 等<sup>[189]</sup>提出带有自适应权重的线结构光与光度立体协同测量系统,其数据融合算法基于相邻法向量夹角调整权重,实现了兼具精度与清晰度的三维重建。Zhou 等<sup>[190]</sup>提出基于二维小波变换的点云融合策略,分别提取线结构光的低频信息与光度立体的高频细节并进行多尺度融合。针对水下目标的移动扫描重建问题, Yang 等<sup>[191]</sup>提出了集成激光三角测量与多光谱光度立体的算法,以获取更全面的水下目标三维表面数据。此外,在数据融合校正方面, Wang 等<sup>[192]</sup>提出了基于张量分解的光度立体形状校正

方法,该方法利用激光三角测量数据自适应提取误差;试验结果显示,该方法使低频误差降低 53.8%,高频形状相关性提升 25.6%。对于动态非朗伯表面, Song 等<sup>[193]</sup>结合单次条纹投影与动态近场光度立体序列,利用多视角深度-光度立体网络并基于条纹投影深度测量施加边界约束,实现了动态物体的点云重建。在早期探索中, Valach 等<sup>[194]</sup>探讨了结合光度立体与结构光投影的可行性, Jung 等<sup>[195]</sup>则提出利用图像重投影实现无外部光源的光度立体测量,通过融合法向量增强了三维扫描数据。

#### 5.2.2 融合多视角摄影测量的频域联合与隐式场优化

在大尺度非接触测量场景中,光度立体与双目视觉、多视角立体 (Multi-view stereo, MVS) 或摄影测量的融合方法已得到广泛应用。这类方法通常通过多视角系统获取精确的低频三维基准信息,再结合光度立体求解的高频表面法向完成形貌重建。

针对非合作表面的测量, Karami 等<sup>[196-197]</sup>探讨了摄影测量与光度立体技术的协同融合,并提出在傅里叶域内的滤波融合策略,以摄影测量的低频频率替换光度立体的低空间频率;试验表明,该方法在保留高频形貌的同时,将低频信息误差控制在平均 0.09  $\mu\text{m}$  水平。针对表面具有高反光和弱纹理特性的果实目标, Zuniga-Santana 等<sup>[198]</sup>构建了极化 HDR 光度立体管线,并将提取的法向与神经隐式模型相集成,实现了比单纯多视角立体更为完整的几何重建。Kumar<sup>[199]</sup>开发了用于多视角光度立体的移动机器人系统,利用监督学习预测视角表面法向及深度,结合相机位姿跟踪恢复全局一致的三维几何,有效提升了计算效率。针对近场照明场景, Yin 等<sup>[200]</sup>提出利用附带光源的透视相机进行多视角光度立体的密集三维重建与视角拼接。在核聚变反应

堆真空室等低照度环境中, Qin 等<sup>[201]</sup>将双目立体相机搭载于机器人平台,结合光度立体实现了内部目标缺陷的三维重建。Wu 等<sup>[138]</sup>针对无标定光照条件,利用多光源多视角立体算法初始化表面法向,并通过交替优化方法实现了无需人工干预的水密三维模型重建。

针对传统多阶段融合框架存在的局限, Kaya 等<sup>[202-203]</sup>提出了一系列基于深度学习与不确定性估计的集成算法,构建了感知像素级预测不确定性的深度多视角光度立体网络,并进一步开发了融合光度立体图像生成模型与多视角神经辐射场 (NeRF) 的联合优化框架。Zhao 等<sup>[204]</sup>提出 MVPSNet 模型,利用提取的“光聚合特征图” (LAFM) 进行特征匹配,增强了无纹理区域的匹配有效性,其推理速度较逐场景优化的 PS-NeRF 方法提高了约 411 倍。

#### 5.2.3 融合飞行时间与光场相机的单帧高频形貌增强

此外,输出深度图的飞行时间 (ToF) 相机或光场相机也常作为低频深度源,与光度立体技术进行融合。Francois<sup>[205]</sup>构建了基于 ToF 与光度立体混合的室内视频监控成像系统原型,利用 ToF 相机处理场景中的非连续深度变化,同时通过光度立体技术重建高空间分辨率的表面深度细节。针对光场重建空间分辨率受限的问题, Zhang 等<sup>[68]</sup>提出了一种单帧无标定光度立体光场测量方案 (Photometric stereo light field measurement, PSLFM); 该方案借助单次采集及光场相机的天然对齐特性降低配准误差,并通过频域滤波与自适应权重计算,实现了光场低频几何信息与光度立体高频形貌的融合。

最终,在直面工业现场工程约束的落地进程中,动态特征配准与近场发散光照退化建模有效补偿了非理想环境,如运动模糊、受限空间等带来的物理测量偏差。针对纯光度积分无

法根除的宏观低频畸变这一系统性短板,将其高频微观感知优势与结构光、多视角立体及光场相机等绝对深度模态进行跨传感器深度融合,不仅彻底打破了单一光学感知模态的物理边界,更构筑了适应现代复杂产线的全链条三维精密协同质控范式。

## 6 总结与展望

### 6.1 总结

针对复杂工业表面缺陷检测中,二维图像因反照率与三维形貌对辐照度共同作用引发的“灰度混叠”问题,以及传统三维结构光测量受制于投影条纹空间频率上限而导致的“微观高频细节缺失”痛点,本文系统梳理了光度立体技术在精密制造质量检测中的理论演进与应用范式。综上所述,光度立体技术凭借其特有的反照率与表面法向代数解耦机制,已成为跨越上述物理局限、实现高频微观形貌全视场感知与非接触缺陷检测的核心技术路径。

(1) 理论演进与数据基准双轮驱动,但工业级大规模真实数据集匮乏仍是核心制约。光度立体的底层理论经历了由传统理想朗伯假设向复杂非朗伯反射机理的严密物理演进,精准契合了工业表面强高光与各向异性的探测需求。在数据驱动下,现存数据集已逐步从早期的小规模受控试验,向高频细节与物理粗糙度量化方向拓展。然而,受限于高精度微观真值获取的高昂成本与产线隐私壁垒,工业场景下的真实光度立体数据集难以实现大规模获取。这一固有特征使得算法的迭代难以完全依赖海量真实数据“暴力破解”,必须高度依赖于对光度物理机理的深度挖掘与巧妙利用。

(2) 法向解算机制实现了由“显式物理优化”向“数据驱动隐式拟合”的范式跨越。针对工业金属普遍存在的强高光与各向异性导致的理想朗伯模型失效问题,底层光度理论已由

传统基于双向反射分布函数的解析模型,全面转向结合深度神经网络的端到端特征拟合与神经逆向渲染框架。这一演进有效突破了复杂未知光照场景下的联合解耦难题,将单次推理耗时从分钟级压缩至毫秒级,为产线应用提供了强大的算法引擎。

(3) 物理光度解耦深度协同多分辨率排扰策略,彻底打破了二维视觉的极限界限。面对汽车钣金等强镜面反射表面与机加工刀痕、织物等周期性强纹理背景这两大干扰源,依托纯粹的光度解耦先验,并融合深度语义特征提取或多分辨率频域滤波(如快速傅里叶变换)能够有效剥离二维伪影并提升真实三维瑕疵的信噪比。该机制从根本上解决了复杂背景下微小缺陷极易被误报淹没的工程难题。

(4) 法向梯度敏感性驱动了微观三维特征从“定性识别”向“定量精密评定”。区别于传统触针式单线测量,基于光度散射机理的形貌重构技术不仅能直接精确量化亚微米级表面粗糙度参数,更能高保真地再现复杂机加工表面的切削微观纹理。针对自由曲面中“宏观几何遮蔽微观细节”的物理局限,宏微观形貌解耦策略与深度网络预测进一步夯实了原位精密测绘的可靠性。

(5) 跨传感器多模态深度融合成为克服光度立体固有低频畸变与现场工程约束的最终闭环。在直面动态流水线与受限空间等真实工业约束时,动态特征配准与近场光照退化建模有效补偿了物理测量偏差。更为关键的是,针对单纯法向场积分极易引发的宏观低频形变(如翘曲等)这一系统性短板,将光度立体获取的高频微观法向与结构光、多视角立体及光场相机获取的绝对深度信息进行频域联合或数据级融合,彻底打破了单一光学感知模态的边界,构筑了高保真全链条质控范式。

(6) 航空航天复杂构件的在机精密检测,是光度立体高频微观感知

能力的典型应用场景。以航空发动机叶片为代表的零件多为复杂自由曲面,其叶身、榫头与冷却孔等部位的微观切削纹理、尺寸轮廓与亚微米级粗糙度,往往受宏观曲率对微观细节的遮蔽而难以原位获取。光度立体凭借对高频法向梯度的高敏感性,可在非接触条件下完成上述关键特征的精密重建,并通过与绝对深度模态的融合实现宏微观协同,为叶片制造的工艺闭环优化提供直接的三维数据支撑。

### 6.2 展望

尽管光度立体在高端制造表面感知领域已取得长足进展,但面对极端非受理工况与极限制造精度的需求,未来研究仍需在以下核心方向展开深度探索。

(1) 突破工业数据极度匮乏壁垒的物理先验约束与视觉大模型融合。鉴于高精度、大规模真实工业产线光度立体数据集的获取存在极高的硬件成本与耗时壁垒,现阶段深度光度网络多依赖特定域的合成或小规模实测数据集训练,导致其泛化瓶颈凸显。未来趋势将重点着眼于打破单纯的数据依赖,赋予视觉基础大模型更深层的光学物理可解释性;结合生成式神经辐射场(Neural radiance fields, NeRF)等隐式表征技术大规模合成高保真物理渲染数据;最终实现面向未知极端反射率与无源场景下的少样本(Few-shot)或零样本(Zero-shot)高精度三维解耦与检测,从根本上跨越海量工业实测数据难以获取的鸿沟。

(2) 面向连续动态场景的光度立体架构与新型感知模态协同。针对工业流水线上物体高速连续运动带来的“像素错位”与“时间异步”等本征难点,现有的光谱分离机制易受表面颜色与材质串扰,而时空分离机制则受限于配准算力与弱纹理匹配失效,两者均存在明显的应用瓶颈。未来,为彻底消除动态扫描中的

运动畸变,突破传统面阵相机帧率与数据带宽的物理限制,深度集成微秒级响应、高动态范围的事件相机(Event camera),开发异步视觉流驱动连续法向重建管线,或探索超高速计算成像硬件与端到端时空融合网络的系统级协同,这些前沿技术路径将成为实现工业在线超高速、高精度质控的最具潜力方向。

(3) 大尺度空间多模态宏微观协同度量的工程化延展。单一的深度或法向融合已无法满足半导体等领域跨尺度计量需求。未来将重点演进光度立体与仿生视觉传感器(Vision-based tactile sensor, VTS)、全场偏折术等多源感知硬件的深度协同,探索基于频域或三维点云的亚微米级保边融合积分算法,从而为复杂非合作目标提供更具备鲁棒性的在机/原位一体化测量解决方案。

(4) 面向航空航天极端服役构件的全生命周期原位检测,是亟待突破的工程化方向。现阶段相关应用多局限于单一工序、单类零件的离线或试验性测量,且单晶高温合金、热障涂层等新型材料的复杂光学响应对既有光度模型的适应性提出了更高要求。未来,需将物理先验约束的少样本建模与机器人化大尺度扫描、数字孪生技术相结合,使光度立体由单点抽检拓展至覆盖制造、装配及服役损伤评估的在机/原位闭环检测,为飞行安全关键件提供高可靠、可追溯的三维表面感知能力。

## 参考文献

- [1] 赵朗月, 吴一全. 基于机器视觉的表面缺陷检测方法研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(1): 198–219.
- ZHAO Langyue, WU Yiquan. Research progress of surface defect detection methods based on machine vision[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(1): 198–219.
- [2] 伍麟, 郝鸿宇, 宋友. 基于计算机视觉的工业金属表面缺陷检测综述[J]. 自动化学报, 2024, 50(7): 1261–1283.
- WU Lin, HAO Hongyu, SONG You. A review of metal surface defect detection based on computer vision[J]. Acta Automatica Sinica, 2024, 50(7): 1261–1283.
- [3] 卢荣胜, 吴昂, 张腾达, 等. 自动光学(视觉)检测技术及其在缺陷检测中的应用综述[J]. 光学学报, 2018, 38(8): 0815002.
- LU Rongsheng, WU Ang, ZHANG Tengda, et al. Review on automated optical (visual) inspection and its applications in defect detection[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(8): 0815002.
- [4] 陶显, 侯伟, 徐德. 基于深度学习的表面缺陷检测方法综述[J]. 自动化学报, 2021, 47(5): 1017–1034.
- TAO Xian, HOU Wei, XU De. A survey of surface defect detection methods based on deep learning[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(5): 1017–1034.
- [5] WANG Q, WANG M N, SUN J D, et al. Review of surface-defect detection methods for industrial products based on machine vision[J]. IEEE Access, 2025, 13: 90668–90697.
- [6] QIAO Q, HU H Y, AHMAD A, et al. A review of metal surface defect detection technologies in industrial applications[J]. IEEE Access, 2025, 13: 48380–48400.
- [7] ACKERMANN J, GOESELE M. A survey of photometric stereo techniques[J]. Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision, 2015, 9(3–4): 149–254.
- [8] JU Y K, LAM K M, XIE W Y, et al. Deep learning methods for calibrated photometric stereo and beyond[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2024, 46(11): 7154–7172.
- [9] WOODHAM R J. Photometric method for determining surface orientation from multiple images[J]. Optical Engineering, 1980, 19(1): 139–144.
- [10] SAIZ F A, BARANDIARAN I, ARBELAIZ A, et al. Photometric stereo-based defect detection system for steel components manufacturing using a deep segmentation network[J]. Sensors, 2022, 22(3): 882.
- [11] 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.
- [12] LAN J M, SHI J J. Photometric stereo multi-information fusion unsupervised anomaly detection algorithm[J]. Applied Optics, 2024, 63(24): 6345–6352.
- [13] MOSKE J, KUTLU H, GROENEWOLD P, et al. Photometric stereo for tool wear monitoring: Addressing challenges of specular surfaces in sheet metal forming[J]. Manufacturing Review, 2025, 12: 29.
- [14] KARAMI A, MENNA F, REMONDINO F. Combining photogrammetry and photometric stereo to achieve precise and complete 3D reconstruction[J]. Sensors, 2022, 22(21): 8172.
- [15] WANG B, LAN M L, ZHANG Y X, et al. Photometric stereo light calibration optimization and high-reflective distance fitness compensation method to improve reconstruction[J]. Applied Optics, 2024, 63(33): 8613–8622.
- [16] YU B H, HAN J, SHI B X, et al. EventPSR: Surface normal and reflectance estimation from photometric stereo using an event camera[C]//2025 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2025: 11427–11436.
- [17] TORRANCE K E, SPARROW E M. Theory for off-specular reflection from roughened surfaces[J]. Journal of the Optical Society of America, 1967, 57(9): 1105.
- [18] WARD G J. Measuring and modeling anisotropic reflection[C]//Proceedings of the 19th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM, 1992: 265–272.
- [19] IKEHATA S, AIZAWA K. Photometric stereo using constrained bivariate regression for general isotropic surfaces[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 2187–2194.
- [20] LI M, DIAO C Y, XU D Q, et al. A non-Lambertian photometric stereo under perspective projection[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2020, 21(8): 1191–1205.
- [21] KAYA B, KUMAR S, OLIVEIRA C, et al. Uncalibrated neural inverse rendering for photometric stereo of general surfaces[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 3803–3813.
- [22] LI J X, LI H D. Self-calibrating photometric stereo by Neural inverse

rendering[C]//Computer Vision—ECCV 2022. Cham: Springer, 2022: 166–183.

[23] ISHIHARA S, SATO I. Per-pixel solution of multispectral photometric stereo[C]//2025 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Piscataway, NJ: IEEE, 2025: 9166–9175.

[24] 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.

[25] LI M, ZHOU Z L, WU Z, et al. Multi-view photometric stereo: A robust solution and benchmark dataset for spatially varying isotropic materials[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 4159–4173.

[26] LOGOTHETIS F, BUDVYTIS I, LIWICKI S, et al. LUCES-MV: A Multi-View Dataset for Near-Field Point Light Source Photometric Stereo[EB/OL]. arXiv, [2024–12–21]. DOI:10.48550/arXiv.2412.16737.

[27] IKEHATA S. CNN-PS: CNN-based photometric stereo for general non-convex surfaces[C]//Computer Vision—ECCV 2018. Cham: Springer, 2018: 3–19.

[28] IKEHATA S. Universal photometric stereo network using global lighting contexts[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 12581–12590.

[29] REN J J, WANG F S, ZHANG J H, et al. DiLiGenT102: A photometric stereo benchmark dataset with controlled shape and material variation[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 12571–12580.

[30] WANG F, REN J, GUO H, et al. DiLiGenT-Pi: Photometric stereo for planar surfaces with rich details-benchmark dataset and beyond[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Paris, 2023: 9477–9487.

[31] GUO H, REN J J, WANG F S, et al. DiLiGenRT: A photometric stereo dataset with quantified roughness and translucency[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2024: 11810–11820.

[32] WU L, RAN Y, YAN L, et al. A

dataset for surface defect detection on complex structured parts based on photometric stereo[J]. Scientific Data, 2025, 12: 276.

[33] WU L, GANESH A, SHI B X, et al. Robust photometric stereo via low-rank matrix completion and recovery[C]//Computer Vision—ACCV 2010. Berlin: Springer, 2011: 703–717.

[34] IKEHATA S, WIPF D, MATSUSHITA Y, et al. Robust photometric stereo using sparse regression[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2012: 318–325.

[35] ZHENG Q, KUMAR A, SHI B X, et al. Numerical reflectance compensation for non-lambertian photometric stereo[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(7): 3177–3191.

[36] HAEFNER B, YE Z Z, GAO M L, et al. Variational uncalibrated photometric stereo under general lighting[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 8538–8547.

[37] MA L, LIU X, LIU Y Z, et al. Robust point light source calibration method for near-field photometric stereo using feature points selection[J]. Applied Optics, 2023, 62(36): 9512–9522.

[38] SANTO H, SAMEJIMA M, SUGANO Y, et al. Deep photometric stereo network[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 501–509.

[39] 王国晖, 卢彦汀. 深度学习技术在光度立体三维重建中的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(8): 0811011.

WANG Guohui, LU Yanting. Application of deep learning technology to photometric stereo three-dimensional reconstruction[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(8): 0811011.

[40] 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.

[41] SANTO H, SAMEJIMA M, SUGANO Y, et al. Deep photometric stereo networks for determining surface normal and reflectances[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(1): 114–128.

[42] CHEN G Y, HAN K, WONG K K. PS-FCN: A flexible learning framework for photometric stereo[C]//Computer Vision—ECCV 2018. Cham: Springer, 2018: 3–19.

[43] CHEN G Y, HAN K, SHI B X, et al. Deep photometric stereo for non-lambertian surfaces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(1): 129–142.

[44] HONZÁTKO D, TÜRETKEN E, FUA P, et al. Leveraging spatial and photometric context for calibrated non-lambertian photometric stereo[C]//2021 International Conference on 3D Vision (3DV). Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 394–402.

[45] ZHENG Q, JIA Y M, SHI B X, et al. SPLINE-net: Sparse photometric stereo through lighting interpolation and normal estimation networks[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 8548–8557.

[46] YAO Z K, LI K, FU Y, et al. GPS-Net: Graph-based photometric stereo network[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. 2020, 33: 10306–10316..

[47] TANIAI T, MAEHARA T. Neural inverse rendering for general reflectance photometric stereo[C]//International Conference on Machine Learning. Stockholm, 2018: 4857–4866.

[48] CHEN G Y, HAN K, SHI B X, et al. Self-calibrating deep photometric stereo networks[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 8731–8739.

[49] LI Z R, ZHENG Q, SHI B X, et al. DANI-net: Uncalibrated photometric stereo by differentiable shadow handling, anisotropic reflectance modeling, and neural inverse rendering[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 8381–8391.

[50] IKEHATA S. Does physical interpretability of observation map improve photometric stereo networks [C]//2022 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 291–295.

[51] IKEHATA S. PS-transformer: Learning sparse photometric stereo network using self-attention mechanism[C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference 2021.

Online. British Machine Vision Association, 2021: 86.

[52] IKEHATA S. Scalable, detailed and mask-free universal photometric stereo[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 13198–13207.

[53] CHEN H, LI H, YE C, et al. Light of normals: Unified feature representation for universal photometric stereo[EB/OL]. arXiv, 2026.DOI:10.48550/arXiv.2506.18882.

[54] JU Y K, SHI B X, WEN B H, et al. Revisiting one-stage deep uncalibrated photometric stereo via Fourier embedding[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2025, 47(8): 6185–6199.

[55] WEI X Y, LI Z R, DING B J, et al. Revisiting supervised learning-based photometric stereo networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2025, 47(8): 6320–6337.

[56] YANG W Q, CHEN G Y, CHEN C F, et al. PS-NeRF: Neural inverse rendering for multi-view photometric stereo[C]//Computer Vision–ECCV 2022. Cham: Springer, 2022: 266–284.

[57] CAO X, SANTO H, OKURA F, et al. Multi-view azimuth stereo *via* tangent space consistency[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 825–834.

[58] CAO X, TAKETOMI T. Neural multi-view self-calibrated photometric stereo without photometric stereo cues[C]//2025 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ: IEEE, 2025: 27552–27562.

[59] TIWARI A, IKEHATA S, RAMAN S. MERLiN: single-shot material estimation and Relighting for Photometric stereo[C]//Computer Vision–ECCV 2024. Cham: Springer, 2025: 251–269.

[60] GE W H, LIN J T, SHEN G B, et al. PRM: Photometric stereo based large reconstruction model[C]//2025 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ: IEEE, 2025: 25009–25018.

[61] LOGOTHETIS F, BUDVYTIS I, MECCA R, et al. A CNN based approach for the near-field photometric stereo problem[C]//Proceedings of the British Machine Vision

Conference 2020. Online. British Machine Vision Association, 2020: 78.

[62] JU Y K, LI L, ZHONG X, et al. Underwater surface normal reconstruction via cross-grained photometric stereo transformer[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2025, 50(1): 192–203.

[63] YU B H, REN J J, HAN J, et al. EventPS: Real-time photometric stereo using an event camera[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2024: 9602–9611.

[64] LIANG J X, YU B H, YANG S Q, et al. EventUPS: Uncalibrated photometric stereo using an event camera[C]//2025 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ: IEEE, 2025: 7516–7525.

[65] KITAZAWA K, AOTO T, IKEHATA S, et al. PS-EIP: Robust photometric stereo based on event interval profile[C]//2025 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2025: 6241–6251.

[66] KIM H, KIM W H, LEE S, et al. Event-based photometric stereo via rotating illumination and per-pixel learning[EB/OL]. arXiv, 2026. DOI:10.48550/arXiv.2603.10748.

[67] CHOI S, YOON S, NAM G, et al. Differentiable display photometric stereo[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2024: 11831–11840.

[68] ZHANG K Y, ZHAO X, et al. PSLFM: A single-frame uncalibrated photometric stereoscopic light field measurement scheme based on dense convolutional neural networks[J]. Optics Express, 2025, 33(2): 3082.

[69] CHAN J H, YU B H, GUO H, et al. ReLeaPS: Reinforcement learning-based illumination planning for generalized photometric stereo[C]//2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 9133–9141.

[70] 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.

[71] SIMCHONY T, CHELLAPPA

R, SHAO M. Direct analytical methods for solving Poisson equations in computer vision problems[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(5): 435–446.

[72] QUÉAU Y, DUROU J D, AUJOL J F. Normal integration: A survey[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2018, 60(4): 576–593.

[73] CAO X, SHI B X, OKURA F, et al. Normal integration *via* inverse plane fitting with minimum point-to-plane distance[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 2382–2391.

[74] CAO X, SANTO H, SHI B X, et al. Bilateral normal integration[C]//Computer Vision–ECCV 2022. Cham: Springer, 2022: 552–567.

[75] KIM H, JUNG Y, LEE S. Discontinuity-preserving normal integration with auxiliary edges[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2024: 11915–11923.

[76] MILANO F, LÓPEZ-ANTEQUERA M, DHINGRA N, et al. Discontinuity-aware normal integration for generic central camera models[C]//2025 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ: IEEE, 2025: 26026–26034.

[77] QI X J, LIU Z Z, LIAO R J, et al. GeoNet: Iterative geometric neural network with edge-aware refinement for joint depth and surface normal estimation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(2): 969–984.

[78] ZHANG Y H, YANG R, GUO P. Confidence-aware photometric stereo networks enabling end-to-end normal and depth estimation for smart metrology[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2025, 30(2): 910–920.

[79] XIU Y L, YANG J L, CAO X, et al. ECON: Explicit Clothed humans Optimized *via* Normal integration[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 512–523.

[80] CAO X, TAKETOMI T. SuperNormal: Neural surface reconstruction *via* multi-view normal integration[C]//2024

IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2024: 20581–20590.

[81] HEEP M, ZELL E. An adaptive screen-space meshing approach for Normal integration[C]//Computer Vision – ECCV 2024. Cham: Springer, 2025: 445–461.

[82] HEEP M, BEHNKE S, ZELL E. Feature-preserving mesh decimation for normal integration[C]//2025 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2025: 5783–5792.

[83] MILANO F, CHUNG J J, OTT L, et al. Towards fast and scalable normal integration using continuous components[C]//2026 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Piscataway, NJ: IEEE, 2026: 236–244.

[84] FANG X X, LUO Q W, ZHOU B X, et al. Research progress of automated visual surface defect detection for industrial metal planar materials[J]. *Sensors*, 2020, 20(18): 5136.

[85] REN M J, WANG X, XIAO G B, et al. Fast defect inspection based on data-driven photometric stereo[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68(4): 1148–1156.

[86] REN M J, XIAO G B, ZHU L M, et al. Model-driven photometric stereo for in-process inspection of non-diffuse curved surfaces[J]. *CIRP Annals*, 2019, 68(1): 563–566.

[87] WANG S, XU K, LI B H, et al. Online micro defects detection for ductile cast iron pipes based on twin light photometric stereo[J]. *Case Studies in Construction Materials*, 2023, 19: e02561.

[88] 朱勇建, 罗坚, 秦运柏, 等. 基于光度立体和级数展开法的金属表面缺陷检测方法[J]. *广西师范大学学报(自然科学版)*, 2020, 38(6): 21–31.

ZHU Yongjian, LUO Jian, QIN Yunbai, et al. A method for detecting metal surface defects based on P hotometric stereo and series expansion methods[J]. *Journal of Guangxi Normal University (Natural Science Edition)*, 2020, 38(6): 21–31.

[89] 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.

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.

[90] SOUKUP D, HUBER-MÖRK R. Convolutional neural networks for steel surface defect detection from photometric stereo images[C]//Advances in Visual Computing. Cham: Springer, 2014: 668–677.

[91] WEIMER D, SCHOLZ-REITER B, SHPITALNI M. Design of deep convolutional neural network architectures for automated feature extraction in industrial inspection[J]. *CIRP Annals*, 2016, 65(1): 417–420.

[92] HASELMANN M, GRUBER D P, TABATABAI P. Anomaly detection using deep learning based image completion[C]//2018 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA). Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 1237–1242.

[93] LEE J H, OH H M, KIM M Y. Deep learning based 3D defect detection system using photometric stereo illumination[C]//2019 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC). Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 484–487.

[94] WEI X Y, GUO P N, DING B J, et al. Deep learning-based defect detection system combining photometric stereo and object detection[C]//Proceedings of the UNIFIED Conference of DAMAS, IncoME and TEPEN Conferences (UNIFIED 2023). Cham: Springer, 2024: 431–442.

[95] 胡广华, 涂千禧. 基于光度立体和双流特征融合网络的工业产品表面缺陷检测方法[J]. *华南理工大学学报(自然科学版)*, 2024, 52(10): 112–123.

HU Guanghua, TU Qianxi. Surface defect detection method for industrial products based on photometric stereo and dual stream feature fusion network[J]. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2024, 52(10): 112–123.

[96] JIAN Z X, WANG X, ZHANG X Q, et al. Task-specific near-field photometric stereo for measuring metal surface texture[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(4): 6019–6029.

[97] ZHANG J N, LI S L. Surface defect detection of corrugated sheets based on photometric stereo vision[J]. *Compendium of Computer Science*, 2025: 54–65.

[98] CAO X Y, WANG S, LI H J, et al.

Design and evaluation of a multiview multispectral photometric stereo instrument for online surface defect detection of hot continuous casting slabs[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2026, 75: 5002817.

[99] 赵阳, 王中任, 周署明, 等. 基于光度立体成像的软包电池表面缺陷检测方法[J]. *制造业自动化*, 2025, 47(7): 23–31.

ZHAO Yang, WANG Zhongren, ZHOU Shuming, et al. Surface defect detection method for pouch cells based on photometric stereo imaging[J]. *Manufacturing Automation*, 2025, 47(7): 23–31.

[100] YAN D, WANG X, ZHANG P, et al. Intelligent detection of surface defects in sheet metal parts based on photometric stereo vision[C]//Proceedings of SPIE - the International Society for Optical Engineering. Bellingham: SPIE, 2026, 14000: 1400047.

[101] OGUN P S, JACKSON M R, PARKIN R M. Determination of the surface reflectance properties of timber using photometric stereo technique[C]//2010 2nd Computer Science and Electronic Engineering Conference (CEECE). Piscataway, NJ: IEEE, 2010: 1–5.

[102] FAROOQ A R, SMITH M L, SMITH L N, et al. Dynamic photometric stereo for on line quality control of ceramic tiles[J]. *Computers in Industry*, 2005, 56(8–9): 918–934.

[103] PERNKOPF F. 3D surface inspection using coupled HMMs[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Piscataway, NJ: IEEE, 2004: 223–226.

[104] GORPAS D, KAMPOURIS C, MALASSIOTIS S. Miniature photometric stereo system for textile surface structure reconstruction[C]//Proceedings of SPIE Conference on Videometrics, Range Imaging, and Applications XII; and Automated Visual Inspection, 2013: 271.

[105] WU L N, MOROSI F, CARUSO G. The development of a low-cost photometric-stereo-based material scanner[J]. *HardwareX*, 2026, 25: e00740.

[106] SETIAWAN I, JULIASTUTI E, KURNIADI D. Density measurement of high-tightness woven fabric using variation of field of view stereo photometry method[C]//2023 8th International Conference on Instrumentation, Control, and Automation (ICA). Piscataway, NJ:

IEEE, 2023: 323–328.

[107] JULIASTUTI E, SETIAWAN I, NADHIRA V, et al. Photometric stereo method used for woven fabric density measurement based on 3D surface structure[J]. *Journal of Engineering and Technological Sciences*, 2023, 55(6): 659–668.

[108] SETIAWAN I, JULIASTUTI E, KURNIADI D. Photometric stereo-based woven fabric pattern recognition using wavelet image scattering[J]. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Informatics (IJEI)*, 2024, 12(4): 748–757.

[109] LUO J, XIN B J, YUAN X W. A novel three-dimensional surface reconstruction method for fabric appearance evaluation[J]. *The Journal of the Textile Institute*, 2024, 115(12): 2429–2443.

[110] LUO J, XIN B J, YUAN X W. Photometric stereo-based 3D reconstruction method for the objective evaluation of fabric pilling[J]. *Wuhan University Journal of Natural Sciences*, 2022, 27(6): 550–556.

[111] JACKSON M, YANG D, PARKIN R. Analysis of wood surface waviness with a two-image photometric stereo method[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, 2007, 221(8): 1091–1099.

[112] OGUN P S, JACKSON M R, PARKIN R M. In-process surface profile assessment of rotary machined timber using a dynamic photometric stereo technique[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, 2012, 226(6): 823–830.

[113] DELLEPIANE M, CORSINI M, CALLIERI M, et al. High quality PTM acquisition: Reflection transformation imaging for large objects[C]//*Proceedings of the 7th International Symposium on Virtual Reality, Archaeology and Cultural Heritage (VAST)*. Aire-la-Ville: Eurographics Association, 2006: 179–186.

[114] YUE Y S, LIN M H. Composite structure detection method for surface scratches on textured paper based on photometric stereoscopic imaging[J]. *Journal of Imaging Science and Technology*, 2024, 68(3): 1–10.

[115] YUE Y S, SANG W P, ZHAI K W, et al. Enhanced scratch detection for textured materials based on optimized photometric

stereo vision and fast Fourier transform–Gabor filtering[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(17): 7812.

[116] YI H, WU J. Reconstruction and roughness measurement of metal milling surfaces based on near-point light source photometric stereo[J]. Available at SSRN, 2026: 5806276.

[117] HELFENSTEIN P. The geological interpretation of photometric surface roughness[J]. *Icarus*, 1988, 73(3): 462–481.

[118] SHEPARD M K, CAMPBELL B A. Shadows on a planetary surface and implications for photometric roughness[J]. *Icarus*, 1998, 134(2): 279–291.

[119] MAJDI K, BROCHARD J, BENSLIMANE A, et al. Estimation of the luminance map for a Lambertian photometric model: Application to the study of road surface roughness[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2004, 13(3): 515–522.

[120] LABARRE S, JACQUEMOUD S, FERRARI C, et al. Retrieving soil surface roughness with the Hapke photometric model: Confrontation with the ground truth[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 225: 1–15.

[121] BADURA G, BACHMANN C M. Assessing effects of azimuthally oriented roughness on directional reflectance of sand[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, 12(3): 1012–1025.

[122] LIU W C, WU B, WÖHLER C. Effects of illumination differences on photometric stereo shape-and-albedo-from-shading for precision lunar surface reconstruction[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 136: 58–72.

[123] LUK F, HUYNH V, NORTH W. Measurement of surface roughness by a machine vision system[J]. *Journal of Physics E: Scientific Instruments*, 1989, 22(12): 977–980.

[124] SOLOMON F, IKEUCHI K. Extracting the shape and roughness of specular lobe objects using four light photometric stereo[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 18(4): 449–454.

[125] MCGUNNIGLE G, CHANTLER M J. Rough surface description using photometric stereo[J]. *Measurement Science and Technology*, 2003, 14(6): 699–709.

[126] AL-KINDI G A, SHIRINZADEH B.

An evaluation of surface roughness parameters measurement using vision-based data[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2007, 47(3–4): 697–708.

[127] SOMTHONG T, YANG Q P. Surface roughness measurement using photometric stereo method with coordinate measuring machine[C]//*2016 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings*. Piscataway, NJ: IEEE, 2016: 1–6.

[128] SOMTHONG T, YANG Q P. Average surface roughness evaluation using 3-source photometric stereo technique[J]. *International Journal of Metrology and Quality Engineering*, 2016, 7(4): 406.

[129] KUMAR H, RAMKUMAR J, VENKATESH K S. Surface texture evaluation using 3D reconstruction from images by parametric anisotropic BRDF[J]. *Measurement*, 2018, 125: 612–633.

[130] WANG S, XU K. Surface roughness evaluation based on near point lighting photometric stereo[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2023, 170: 107775.

[131] LI J H, XU K. Surface roughness measurement method based on symmetric dual-light-source photometric stereo and structure tensor analysis[J]. *Measurement*, 2026, 259: 119579.

[132] KAYA B. Surface roughness inspection in milling operations with photometric stereo and PNN[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015, 81(5): 1215–1222.

[133] YANG R, WANG Y K, LIAO S H, et al. DPPS: A deep-learning based point-light photometric stereo method for 3D reconstruction of metallic surfaces[J]. *Measurement*, 2023, 210: 112543.

[134] HERBORT S, WÖHLER C. An introduction to image-based 3D surface reconstruction and a survey of photometric stereo methods[J]. *3D Research*, 2011, 2(3): 4.

[135] SUN L J, CAO W Q, BIAN Y, et al. A sparse-point guided photometric stereo method for the metal complex surfaces measurement and high-fidelity geometry recovery[J]. *Measurement*, 2023, 221: 113572.

[136] SONG Z, SONG Z, ZHAO J, et al. Micrometer-level 3D measurement techniques in complex scenes based on stripe-structured

light and photometric stereo[J]. Optics Express, 2020, 28(22): 32978.

[137] THOMPSON C M. Robust phototopography by fusing shape-from-shading and stereo[D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 1993.

[138] WU C L, LIU Y B, DAI Q H, et al. Fusing multiview and photometric stereo for 3D reconstruction under uncalibrated illumination[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2011, 17(8): 1082–1095.

[139] GROCHULLA M, THORMÄHLEN T. Combining photometric normals and multi-view stereo for 3D reconstruction[C]//Proceedings of the 12th European Conference on Visual Media Production. London United Kingdom. New York: ACM, 2015: 1–8.

[140] SABZEVARI R, DEL BUE A, MURINO V. Structure from motion and photometric stereo for dense 3D shape recovery[C]//Image Analysis and Processing—ICIAP 2011. Berlin: Springer, 2011: 660–669.

[141] GAN J B, WILBERT A, THORMÄHLEN T, et al. Multi-view photometric stereo using surface deformation[J]. The Visual Computer, 2018, 34(11): 1551–1561.

[142] FENG X, KANG K Z, PEI F, et al. Learning photometric feature transform for free-form object scan[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2025, 31(9): 6398–6409.

[143] PARK J, SINHA S N, MATSUSHITA Y, et al. Robust multiview photometric stereo using planar mesh parameterization[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(8): 1591–1604.

[144] MacDONALD L W. Surface reconstruction from photometric normals with reference height measurements[C]//Proceedings of SPIE Conference on Optics for Arts, Architecture, and Archaeology V, 2015: 7.

[145] FAN H, QI L, WANG N, et al. Deviation correction method for close-range photometric stereo with nonuniform illumination[J]. Optical Engineering, 2017, 56(10): 103102.

[146] MA L, LIU Y Z, PEI X, et al. Turbine blade surface recovery based on photometric stereo[C]//Proceedings of SPIE Conference on Optical Metrology and Inspection

for Industrial Applications VII, 2020: 164.

[147] MA L, LIU Y Z, LIU J R, et al. A multi-scale methodology of turbine blade surface recovery based on photometric stereo through fast calibrations[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2022, 150: 106837.

[148] YAN D, ZHANG P, SONG R Y, et al. BPSCR: 3D contour-reconstruction method for sheet metal based on binocular photometric stereo vision[J]. Optics Express, 2025, 33(12): 25980.

[149] 朱可, 霍彦文, 武通海, 等. 基于光度立体视觉三维重构算法的微观磨损形貌原位测量原理及方法[J]. 机械工程学报, 2021, 57(10): 1–9.

ZHU Ke, HUO Yanwen, WU Tonghai, et al. Principle and method for *in-situ* measurement of micro-scale worn surface morphology based on 3D reconstruction with photometric stereo vision algorithm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(10): 1–9.

[150] WANG Q H, ZHANG L, YANG P, et al. *In-situ* 3d measurement of worn surfaces by enhancing photometric stereo vision with shape-from-focus[J]. SSRN Electronic Journal, 2026: 5192911.

[151] CAO Y L, WEI X Y, LIU W Y, et al. A novel learning based non-lambertian photometric stereo method for pixel-level normal reconstruction of polished surfaces[J]. Machines, 2022, 10(2): 120.

[152] LI H, XIE W, PAN W. Photometric stereo-based defect detection for lithium battery top covers[C]//Seventh International Conference on Image Processing and Machine Vision (IPMV 2025). Hong Kong: SPIE, 2025.

[153] SERULNIK S D. Defect topographic maps using a non-Lambertian photometric stereo method[C]//Proceedings of SPIE Conference on Design, Process Integration, and Characterization for Microelectronics, 2002: 168.

[154] SERULNIK S D, COHEN J, SHERMAN B, et al. Automatic defect classification using topography map from SEM photometric stereo[C]//Proceedings of SPIE Conference on Data Analysis and Modeling for Process Control, 2004: 124.

[155] SMITH M L, 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.

[156] LÜ H J, CAI Y H, GUO S. 3D reconstruction of tongue surface based on photometric stereo[C]//2012 IEEE 11th International Conference on Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2012: 1668–1671.

[157] SOHAIB A, FAROOQ A, SMITH L N, et al. 3D *in-vivo* measurement of skin topography using photometric stereo[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on 3D Body Scanning Technologies. Lugano, 2012: 21–29.

[158] EMRITH K, SLABAUGH G G, POULLIS A, et al. Photometric stereo reconstruction for surface analysis of mucosal tissue[C]//Medical Image Understanding and Analysis-MIUA. Egham, 2014: 19–24.

[159] WANG J L, HUANGTIANCI D, SU R N, et al. A sample-based method of 3D reconstruction for plant leaf from single image or multiple images[C]//AHFE International. New York: AHFE Open Access, 2023.

[160] ZHANG S X, YANG Y Y, SUN Y H, et al. Artificial skin based on visuo-tactile sensing for 3D shape reconstruction: Material, method, and evaluation[J]. Advanced Functional Materials, 2025, 35(1): 2411686.

[161] LIN Y K, LU X F, CHEN J H, et al. 3D vision-tactile reconstruction from infrared and visible images for robotic fine-grained tactile perception[C]//2025 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway, NJ: IEEE, 2025: 16023–16029.

[162] ZHANG Z Y, MA H, ZHOU Y L, et al. GelRoller: A rolling vision-based tactile sensor for large surface reconstruction using self-supervised photometric stereo method[C]//2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway, NJ: IEEE, 2024: 7961–7967.

[163] LI W L, LIN P, WANG M, et al. R-Tac0: A rounded high-frequency transferable monochrome vision-based tactile sensor for shape reconstruction[C]//2025 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway, NJ: IEEE, 2025: 10400–10407.

[164] QIN X, ZHAO F, LENG Y, et al. NLiPsCalib: An Efficient Calibration Framework for High-Fidelity 3D Reconstruction of Curved Visuotactile Sensors[EB/OL]. arXiv, [2026–03–

- 10]. DOI:10.48550/arXiv.2603.09319.
- [165] LI Z, REN J, ZHOU S, et al. Near-Light Color Photometric Stereo for Mono-Chromatic Non-Lambertian Surfaces[EB/OL]. arXiv, [2026-01-19]. arXiv. <https://org/abs/2601.12666>.
- [166] TAN P, LIN S, QUAN L. Subpixel photometric stereo[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(8): 1460-1471.
- [167] XU Y H, DONG P, LU L, et al. Combining depth-estimation-based multi-spectral photometric stereo and SLAM for real-time dense 3D reconstruction[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Communication and Information Processing. New York: ACM, 2018: 81-85.
- [168] LIU H Y, YAN Y H, SONG K C, et al. Optical challenging feature inline measurement system based on photometric stereo and HON feature extractor[C]//Proceedings of SPIE Conference on Optical Micro- and Nanometrology VII, 2018: 216.
- [169] MOSKE J, KUTLU H, STEINMEIER A, et al. Inline wear detection in high-speed progressive dies using photometric stereo[C]//MATEC Web of Conferences. Les Ulis: EDP Sciences, 2025, 408: 01031.
- [170] CAO X, LIU B, SUN Q, et al. On-Line Detection of Three-Dimensional Surface Defects on High-Speed Steel Rails in the Manufacturing Process by Using Machine Vision and Photometric Methods[J/OL]. Available at SSRN 5046392, 2024. DOI:10.2139/ssrn.5046392.
- [171] LIU H Y, WU X Y, YAN N, et al. A novel image registration-based dynamic photometric stereo method for online defect detection in aluminum alloy castings[J]. Digital Signal Processing, 2023, 141: 104165.
- [172] ZHANG Z, FENG H, TIAN X Y, et al. A lightweight, real-time, and high-precision calibrated photometric stereo measurement method[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 5034915.
- [173] XIE L M, SONG Z, JIAO G H, et al. A practical means for calibrating an LED-based photometric stereo system[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2015, 64: 42-50.
- [174] WANG R G, YU J, ZHANG X J, et al. A calibration method for LED point light sources in near-field photometric stereo[C]//Proceedings of SPIE Conference on International Conference on Optical and Photonic Engineering (IcOPEN 2023). Bellingham: SPIE, 2024: 53.
- [175] YU J, WANG R G, LIU X L, et al. Accuracy improvements of near-field photometric stereo via light source calibration[J]. Optics Express, 2025, 33(6): 14207.
- [176] YU J, CHEN Y C, DA F P. Geometric calibration for photometric stereo under near-field point light sources using spheres[J]. Optics & Laser Technology, 2025, 180: 111557.
- [177] PAPADHIMITRI T, FAVARO P. A new perspective on uncalibrated photometric stereo[C]//2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 1474-1481.
- [178] PAPADHIMITRI T, FAVARO P. Uncalibrated near-light photometric stereo[C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC). Nottingham: BMVA Press, 2014.
- [179] LOGOTHETIS F, MECCA R, QUEAU Y, et al. Near-field photometric stereo in ambient light[C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference 2016. York: British Machine Vision Association, 2016: 61.1-61.12.
- [180] WANG X, JIAN Z X, YUAN H, et al. Self-calibrating sparse far-field photometric stereo with collocated light[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 5001310.
- [181] BRAHIMI M, HAEFNER B, YE Z Z, et al. Sparse views, near light: A practical paradigm for uncalibrated point-light photometric stereo[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2024: 11862-11872.
- [182] ABADA L, AOUAT S. Improved photometric stereo based on local search[J]. Multimedia Tools and Applications, 2022, 81(21): 31181-31195.
- [183] YANG Y Z, LIU J H, NI Y, et al. Accurate normal measurement of non-lambertian complex surface based on photometric stereo[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 5032511.
- [184] XU M Z, DING X, YANG Y, et al. A serial perspective on photometric stereo of filtering and serializing spatial information[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2025, 31(10): 7448-7462.
- [185] YANG Y F, WU L, YI S M, et al. 3D measurement for high reflective aerospace blades based on structured illumination photometric[C]//2023 29th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice (M2VIP). Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 1-6.
- [186] WANG X, SHEN Y J, JIAN Z X, et al. Robotic measurement system based on cooperative optical profiler integrating fringe projection with photometric stereo for highly reflective workpiece[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2024, 88: 102739.
- [187] PEI X H, REN M J, WANG X, et al. Profile measurement of non-Lambertian surfaces by integrating fringe projection profilometry with near-field photometric stereo[J]. Measurement, 2022, 187: 110277.
- [188] CAO L, WANG T, YANG Y, et al. FPD: Fringe photometric deflectometry when fringe meets photometric stereo[C]//2025 10th International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC). Piscataway, NJ: IEEE, 2025: 408-413.
- [189] SHI J X, LI Y H, ZHANG Z H, et al. Adaptive weighted data fusion for line structured light and photometric stereo measurement system[J]. Sensors, 2024, 24(13): 4187.
- [190] ZHOU J B, SHI J X, LI Y H, et al. Data fusion of line structured light and photometric stereo point clouds based on wavelet transformation[C]//Proceedings of SPIE Conference on Third International Computing Imaging Conference (CITA 2023). Xiamen, 2023: 960.
- [191] YANG Y, LIU Y M, RIGALL E, et al. Underwater target 3D reconstruction via integrated laser triangulation and multispectral photometric stereo[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2025, 13(5): 840.
- [192] WANG Z J, ZHONG Z. Photometric stereo shape correction using laser triangulation and tensor decomposition[C]//Proceedings of SPIE Conference on Fifth International Conference on Signal Image Processing and Communication (ICSIPC 2025). Zhengzhou, 2025: 310.
- [193] SONG J J, ZHANG Q H, LU L,

et al. Synergistic integration of structured light and kinematic MVPS for 3D measurement of dynamic specular surfaces[J]. Optics Communications, 2026, 608: 133007.

[194] VALACH J, BRYSCJN J. Improved precision of stereometric measurement of relief's surface by means of structured light enhanced photometric stereo method[C]// Experimentální Analýza Napětí 2011. Znojmo, 2011.

[195] JUNG K, KIM S, IM S, et al. A photometric stereo using re-projected images for active stereo vision system[J]. Applied Sciences, 2017, 7(10): 1058.

[196] KARAMI A, MENNA F, REMONDINO F. Investigating 3D reconstruction of non-collaborative surfaces through photogrammetry and photometric stereo[J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences—ISPRS Archives, 2021, 43(B2–2021): 519–526.

[197] KARAMI A, VARSHOSAZ M,

MENNA F, et al. Fft-based filtering approach to fuse photogrammetry and photometric stereo 3d data[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2023, X–4/W1–2022: 363–370.

[198] ZUNIGA-SANTANA A, FACCILOLO G, NOBUHARA S, et al. A multi-view photometric stereo pipeline for specular 3D fruit reconstruction[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. Tucson, 2026.

[199] KUMAR S. Mobile robotic multi-view photometric stereo[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2025, 223: 15–27.

[200] YIN Y F, REN H T, YE L, et al. Multiview photometric stereo for dense 3D reconstruction using a light-attached camera[J]. Optical Engineering, 2025, 64(4): 044107.

[201] QIN G D, ZHANG H R, CHENG Y, et al. Research on defect detection method of fusion reactor vacuum chamber based on photometric stereo vision[J]. Sensors, 2024,

24(19): 6227.

[202] KAYA B, KUMAR S, OLIVEIRA C, et al. Uncertainty-aware deep multi-view photometric stereo[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 12591–12601.

[203] KAYA B, KUMAR S, SARNO F, et al. Neural radiance fields approach to deep multi-view photometric stereo[C]//2022 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 3967–3979.

[204] ZHAO D X, LICHY D, PERRIN P N, et al. MVPSNet: Fast generalizable multi-view photometric stereo[C]//2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 12491–12502.

[205] FRANCOIS E L. Smart illumination photometric stereo based 3D imaging system using LED technology[D]. Glasgow: University of Strathclyde, 2022.

## Research Progress on Surface 3D Perception and Industrial Inspection Technology Based on Photometric Stereo

LI Junheng, XU Ke, ZHOU Dongdong

(Collaborative Innovation Center of Steel Technology, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

**[ABSTRACT]** Defect detection and micro-metrology of complex non-Lambertian metal surfaces in precision manufacturing are critical for ensuring equipment reliability. To address the bottlenecks of grayscale aliasing in 2D imaging and the loss of high-frequency details in traditional 3D measurement, Photometric stereo (PS) has emerged as a core approach for high-precision perception leveraging its physical decoupling advantages. This paper systematically reviews the theoretical evolution and application paradigms of PS in industrial surface quality control. Starting from physical foundations, we summarize the evolutionary trajectory from the ideal Lambertian assumption to complex non-Lambertian bidirectional reflectance distribution function (BRDF) modeling, and review the current state of standardized evaluation benchmarks. Following the algorithmic pipeline, we deeply analyze the paradigm shift in surface normal estimation from explicit physical optimization to deep implicit fitting, alongside normal integration strategies for dense depth reconstruction. Subsequently, targeting highly specular metals and periodic texture backgrounds, we elucidate the defect perception mechanism that synergizes albedo-normal decoupling with joint frequency-domain filtering, and discuss its applications in micro-roughness quantification and macro-micro topographical reconstruction. Finally, we summarize near-field calibration and multi-modal fusion strategies designed to overcome the dynamic constraints of production lines, and outline future trends from the perspectives of large vision models (LVMs) and novel sensing modalities.

**Keywords:** Photometric stereo; Surface inspection; 3D Reconstruction; Surface roughness; Multi-sensor fusion

(责编 阳光)