

文章编号: 1671-7449(2026)03-0362-09

J. Test Measur. Technol., 2026, 40(3): 362-370.

基于单双目深度融合的液面测量方法

任文杰, 任勇峰*, 陈建军, 崔大鹏, 冯 华, 王 鹏

(中北大学 极限环境光电动态测试技术与仪器全国重点实验室, 山西 太原 030051)

摘要: 视觉测量已在工业液位监测中得到广泛应用,但在液面这种弱纹理场景下,已有方法常依浮子、标靶或结构光以增强匹配特征,但这些方法在如火箭推进剂储箱等对纯度与密闭性要求极高的环境中无法适用。为提升双目视觉在弱纹理液面下的深度估计精度与鲁棒性,提出了一种基于置信度引导的单双目深度融合方法。该方法以双目立体匹配获取的绝对深度图为主,融合单目神经网络估计的相对深度图,通过构建多维置信度图进行单目尺度对齐,并在置信度引导下进行像素级加权融合,在双目高可信区域保留物理尺度精度,在弱纹理区域使用单目结构信息补全,从而提升深度估计的整体精度与完整性。通过搭建液位高度测量实验平台,对SGBM、IGEV++以及所提融合算法在不同液位下的测量性能进行对比分析。实验结果表明,该融合算法的平均误差为1.505%,较SGBM方法降低约90.69%,验证了该方法在提升液位测量精度与稳定性方面的有效性。

关键词: 液位测量; 双目视觉; 单目深度估计; 算法融合; 图像处理

中图分类号: TP391

文献标识码: A

DOI: 10.62756/csjs.1671-7449.2026041

引用格式: 任文杰, 任勇峰, 陈建军, 等. 基于单双目深度融合的液面测量方法[J]. 测试技术学报, 2026, 40(3): 362-370.

REN Wenjie, REN Yongfeng, CHEN Jianjun, et al. Confidence-guided fusion algorithm for monocular and stereo depth estimation[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2026, 40(3): 362-370.

Confidence-Guided Fusion Algorithm for Monocular and Stereo Depth Estimation

REN Wenjie, REN Yongfeng*, CHEN Jianjun, CUI Dapeng, FENG Hua, WANG Peng

(State Key Laboratory of Extreme Environment Optoelectronic Dynamic Measurement Technology and Instrument, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Vision-based measurement has been widely applied in industrial liquid level monitoring. However, in weak-texture scenarios such as liquid surfaces, existing methods often rely on floaters, markers, or structured light to enhance matching features. These approaches are unsuitable in environments like propellant tanks of rocket engines, where high purity and airtightness are strictly required. To improve the accuracy and robustness of stereo vision in weak-texture liquid surface scenarios, a confidence-guided fusion method of monocular and stereo depth estimation is proposed. The absolute depth map from stereo matching is used as the primary reference and the relative depth map predicted by a monocular neural network is also incorporated in this method. A multi-dimensional confidence map is constructed to align the

【收稿日期】2025-06-23

【基金项目】国家自然科学基金委员会重点资助项目(52435011)

【作者简介】任文杰(1998—),男,硕士生,主要从事图像处理与视觉测距的应用研究。E-mail: 1621317578@qq.com。

*【通信作者】任勇峰(1968—),男,教授,博士,主要从事测试计量技术及仪器、电路与系统研究。E-mail: renyongfeng@nuc.edu.cn。

monocular depth to the stereo scale, and pixel-wise weighted fusion is performed under the guidance of confidence. And the physical scale accuracy is preserved in high-confidence stereo regions, while monocular structural information is used to complement details in weak-texture regions, thereby enhancing the overall accuracy and completeness of depth estimation. An experimental platform is built to measure liquid level height, and the performance of SGBM, IGEV++, and the proposed fusion algorithm is compared under different liquid levels. Experimental results show that the proposed method achieves an average error of 1.505%, which represents a reduction of approximately 90.69% compared to the SGBM method. These results demonstrate the effectiveness of the proposed approach in improving the accuracy and stability of liquid level measurement.

Key words: liquid level measurement; stereo vision; monocular depth estimation; algorithm fusion; image processing

0 引 言

精确的液位信息获取是实现工业流程控制、保障安全生产与节约资源的基础。现有液位测量方法主要分为接触式与非接触式两类。接触式方法包括电容式、差压式和光纤传感器^[1-3]。尽管接触式方法已被广泛应用,但该方法对液体的化学性质和温度变化较为敏感,长期工作易受腐蚀、结垢或介质黏度变化影响,维护成本较高。而导波雷达、超声波和激光测距等非接触式方法^[4-7]虽能避免直接接触液体,但对容器结构、表面反射特性及液体扰动较为敏感,在透明或高反光液体、动态波动液面以及复杂腔体环境中,测量稳定性和精度往往难以兼顾。此外,部分主动式测距系统体积较大、功耗较高,不利于在小型化或集成化设备中使用。

随着图像处理与计算机视觉技术的发展,视觉测量作为一种非接触、高分辨率且结构灵活的传感手段,在液位监测中得到了广泛关注。视觉方法不仅可实现液位测量,还能同步获取场景图像,具备可视化与测量融合的优势。

然而,在液面测量中,图像纹理稀疏与液体表面的强反射会导致立体匹配产生误差或空洞,从而降低深度估计的准确性与完整性。为增强图像特征,已有的研究需引入浮子、标靶或结构光投影等辅助装置,或在透明容器侧面拍摄液面边缘。例如,İnan等^[8]提出基于磷光液位标记的视觉测量方法,利用暗环境下磷光浮子减少图像噪声;张一鸣等^[9]提出向液面投射散斑的双目视觉测量方法,提升了双目视觉对液面动态行为的捕捉能力;王凯等^[10]通过液体染色和光斑投影增强

液面纹理,并结合双目相机实现动态液面波高场的高精度三维重建;李征鸿等^[11]在油箱内粘贴标志点,通过图像识别、像素比例与H-V曲线拟合实现油量估算;乔人杰^[12]利用高分辨率工业相机采集钢尺与液位线图像,结合边缘检测与刻度解析实现液位读取;Bobovnik等^[13]将相机垂直对准透明容量瓶颈部拍摄液体弯液面与刻度图像,借助LabVIEW实现弯液面识别与液体体积自动测量;张总等^[14]同样以侧向视角结合深度学习的方式对试管内的液位进行测量。

然而,在液体火箭发动机推进剂储箱等密闭不透明场景中,容器内部液体(如航天煤油)对纯度和物理性质要求极高,不允许引入任何额外介质,也无法采用侧向成像方式,因此,测量过程必须采用非接触式,并以垂直液面的视角完成。在此类复杂工况下,现有视觉测量方法难以直接适用。此外,单目深度估计虽然能够提供全图深度信息,但存在尺度不确定性,难以获得绝对精确的液位高度,容易产生尺度歧义或局部误差。而双目测距通过视差几何约束提供真实物理尺度,显著提升液位测量精度和可靠性。因此,本文提出一种无需额外硬件、适配垂视角的基于置信度引导的单双目深度融合液位测量方法。该方法仅通过双目相机系统实现液位信息感知,其中,左相机既用于立体匹配,也作为单目深度估计的输入源。单目估计方法在弱纹理区域具备良好几何结构感知能力^[15],可在纹理缺失处提供补充信息,从而弥补双目立体匹配中的不足。通过引入置信度机制,对双目获得的绝对深度图与单目估计的相对深度图进行融合,实现两类方法的优势互补,从而提升复杂场景下的深度估计精度与系统鲁棒性。

1 本文算法

为提升双目视觉在弱纹理场景下的深度估计精度与鲁棒性,本文构建了一个基于置信度引导的单双目深度融合方法。该方法通过双目立体视觉获取具有物理尺度的深度图,并利用MiDaS模型进行单目深度估计^[16],以补全低纹理区域的结构信息。针对单双目深度图在尺度一致性和误差分布的差异,设计了自适应融合策略,通过构建深度置信度图,对单双目估计结果的可靠性进行建模,从而实现加权融合,提升整体深度估计的精度和一致性。整体流程包括图像预处理、深度估计、尺度对齐、置信度建模与深度融合,如图1所示。

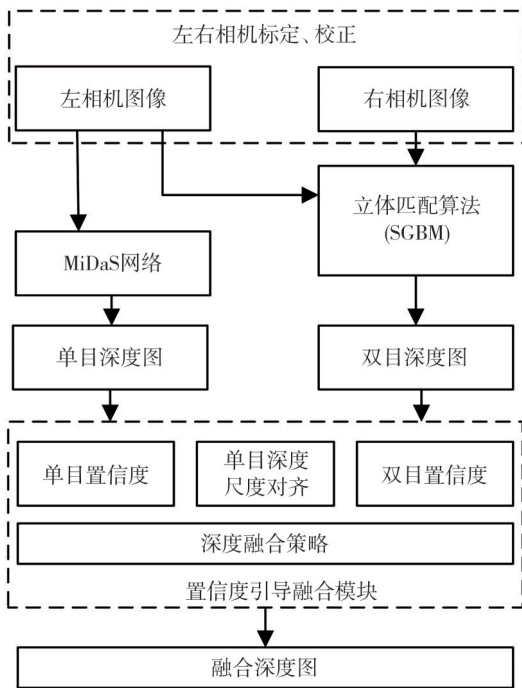


图1 算法处理流程示意图

Fig. 1 Schematic diagram of algorithm processing

1.1 双目深度估计

双目视觉是一种模拟人类双眼视觉机制的三维测距技术,其基本原理是利用两个相机从不同视角同步采集同一场景的图像,并基于已知的基线长度 B 和相机焦距 f ,通过立体匹配算法在左右图像中搜索同名像素点,计算其视差 $d=U_L-U_R$ ^[17],根据三角测量原理可得深度 Z 为

$$Z = \frac{fB}{d}. \quad (1)$$

视差越大表示目标距离越近,视差越小则目

标越远。图2示意了双目视觉深度原理。

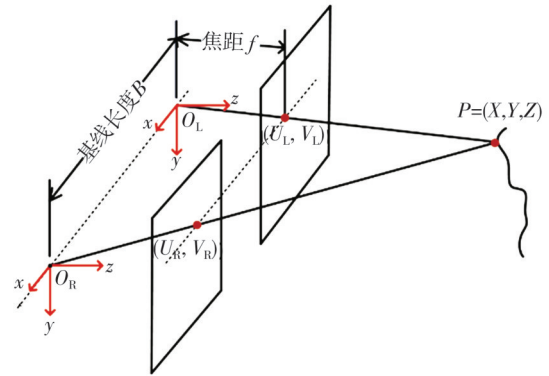


图2 双目视觉深度原理示意图

Fig. 2 Principle schematic diagram of stereo vision depth

在本研究中,双目深度估计流程包括图像校正、立体匹配与深度恢复。图像校正采用张氏标定法(Zhang's Calibration Method)^[18],求取内外参并进行极线校正,使对应像素点位于同一行,从而简化匹配搜索。立体匹配阶段,采用半全局块匹配算法(Semi-Global Block Matching, SGBM)计算视差图^[19],在多个路径方向累积匹配代价,以较低计算复杂度实现近似全局最优的视差估计。

为提升液面高度测量中双目深度估计的精度与稳健性,本文引入了遮挡检测、边缘保持和低纹理区域补偿等优化策略,以抑制遮挡、重复纹理或纹理不足等因素对匹配结果的干扰。然而在强反射、低纹理或光照变化剧烈等复杂环境下,视差估计的准确性仍可能受到影响,导致局部深度结果产生误差。因此,本文引入单目深度模型提供的结构先验,对液面测量结果进行补充与优化,以增强系统在复杂工况下的鲁棒性。

1.2 单目深度估计

单目深度估计是一种从单幅二维图像中推理出对应三维结构信息的技术,旨在恢复场景的高分辨率和稠密深度图。本文采用MiDaS v3.1模型,构建了一个以Swin Transformer V2 Tiny为主干的基于Transformer架构的端到端深度估计系统^[16]。该模型通过多尺度特征提取与融合机制,实现对图像语义与细节的全面建模能力。如图3所示,模型整体由特征提取、特征融合、编码器-解码器结构和深度回归4个关键模块组成,具备强大的全局建模能力与细节恢复能力,可为后续融合模块提供结构完整、边缘清晰的相对深度图。

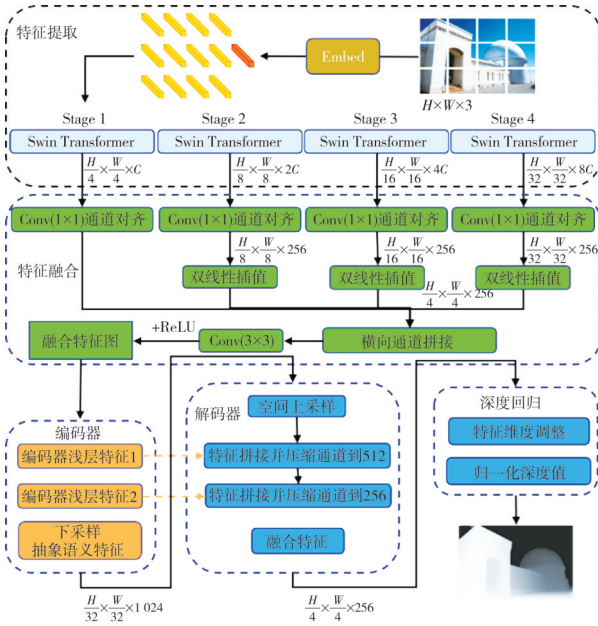


图3 单目深度估计模型结构图

Fig 3 Structure diagram of monocular depth estimation model

特征提取基于 Swin Transformer V2 Tiny 分层结构,利用窗口自注意力与相对位置偏置,高效提取多尺度特征,兼顾全局语义与局部细节。特征融合模块采用多层整合策略,对各层特征进行通道对齐与空间统一后拼接,通过卷积与非线性激活实现浅层纹理与深层语义信息的融合。编码器-解码器结构通过对称上采样恢复空间分辨率,并结合跳跃连接引入浅层特征,以保持深度图的边缘清晰度与结构完整性。深度回归模块经卷积与 Sigmoid 激活生成归一化的单通道深度图,并结合场景最大深度范围进行尺度重映射,输出最终结果。

生成的相对深度图在后续的单双目融合测量中作为单目深度先验输入,通过置信度机制有效提升弱纹理与低对比区域的深度估计精度,弥补双目结果在此类区域中的尺度不稳定问题。

1.3 单双目融合

单目深度估计能够提供完整的全图深度估计结果,但存在深度尺度不确定、局部几何不准确的问题^[20]。双目深度估计方法则能获得具备真实物理尺度的稠密深度信息,但在弱纹理区域、边缘区域和视差遮挡区域容易产生错误匹配,导致深度不连续或存在空洞。为结合两者优势,本文使用基于置信度引导的深度融合方法以提高整体深度估计的精度与鲁棒性^[21]。该方法核心思想是:以双目深度图为主,单目深度图为辅,在双目深度图可信度较高区域保留其结果,而在双目深度图可信度较低或空洞

区域引入单目补充信息。融合过程中采用置信度图进行像素级引导,实现自适应权重融合。整体流程包含如下几个关键步骤。

1.3.1 双目置信度图计算

双目深度估计的可靠性可以通过左右一致性检验和纹理强度因子两个指标加以评估。设某一像素 (x, y) 在左图中的视差为 $d_L(x, y)$,通过视差反投影可在右图对应位置 $(x - d_L(x, y), y)$ 获得右图的视差值为 $d_R(x - d_L(x, y), y)$ 。根据二者之间的差异定义一致性误差项为

$$E(x, y) = |d_L(x, y) - d_R(x - d_L(x, y), y)|. \quad (2)$$

利用指数函数对误差进行归一化处理,得到一致性置信度为

$$C_c(x, y) = \exp\left(-\frac{E(x, y)}{\tau_c}\right), \quad (3)$$

式中: τ_c 为控制衰减速度的尺度因子。另一方面,通过图像梯度幅值评估图像的纹理强度,因强纹理区域的匹配结果通常更加稳定,故构造纹理误差项为

$$E_t(x, y) = \frac{\|\nabla_L(x, y)\|}{\max(\|\nabla_L\|) + \epsilon}, \quad (4)$$

式中: $\nabla_L(x, y)$ 为左图像在像素 (x, y) 处的梯度向量; ϵ 为防止除零引入的极小常数。该公式通过对全图梯度幅值的最大值归一化,获得了一个取值范围在 $[0, 1]$ 内的纹理误差指标。利用指数函数对其进行非线性映射,得到纹理置信度为

$$C_t(x, y) = \exp\left(-\frac{E_t(x, y)}{\tau_t}\right), \quad (5)$$

式中: τ_t 为控制纹理置信度衰减速度的尺度因子。通过该方式可确保误差越小,置信度越高,更加准确地反映出图像纹理对匹配稳定性的影响。得出最终的双目置信度为

$$C_{\text{stereo}}(x, y) = \alpha_s C_c(x, y) + \beta_s C_t(x, y), \quad (6)$$

式中: $\alpha_s + \beta_s = 1$,用于调节两种置信度因子的贡献比例。

1.3.2 单目深度图尺度对齐

由于 MiDaS 输出的单目深度图未包含物理尺度信息,无法直接与双目结果融合,因此,需先对单目深度图 $D_M(x, y)$ 进行尺度对齐。本文采用双目深度图 $D_S(x, y)$ 中高置信度区域作为对齐参

考, 进行线性回归拟合为

$$D'_M(x, y) = \alpha D_M(x, y) + \beta. \quad (7)$$

(α, β) 通过最小化高置信度区域中单目与双目深度之差平方和获得,

$$(\alpha, \beta) = \operatorname{argmin}_{(\alpha, \beta)} \sum_{(x, y) \in \Omega} [\alpha D_M(x, y) + \beta - D_S(x, y)]^2, \quad (8)$$

式中: Ω 为双目置信度图 $C_{\text{stereo}}(x, y)$ 高于设定阈值的区域。

1.3.3 单目置信度构建

单目深度估计依赖神经网络预测, 其预测不确定性难以直接显式建模。本研究从深度图的梯度平滑性约束和与双目结果的一致性两个方面构建其置信度图。首先, 考虑深度图在非边缘区域应呈现平滑变化, 局部深度值若出现异常大的变化, 通常意味着预测的不稳定性。基于此, 定义单目深度的平滑性不确定性指标为该位置深度图的二阶梯度模,

$$E_e(x, y) = |\nabla^2 D_M(x, y)|. \quad (9)$$

利用指数函数对该不确定性指标进行归一化, 得到梯度平滑性置信度为

$$C_e(x, y) = \exp\left(-\frac{E_e(x, y)}{\tau_e}\right), \quad (10)$$

式中: τ_e 为控制衰减速度的尺度因子。

其次, 在双目深度可信区域内, 若单目深度值与双目深度一致性较高, 则可视作单目预测可信。定义单目与双目深度一致性误差为

$$E_c(x, y) = |D_M(x, y) - D_S(x, y)|. \quad (11)$$

同样, 通过指数映射将一致性误差归一化为置信度

$$C_{mc}(x, y) = \exp\left(-\frac{E_c(x, y)}{\tau_m}\right). \quad (12)$$

最终, 单目置信度表示为

$$C_{\text{mono}}(x, y) = \lambda_1 C_e(x, y) + \lambda_2 C_{mc}(x, y), \quad (13)$$

式中: $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$, 用于平衡两种置信度因子的贡献。

1.3.4 深度融合

完成尺度对齐后, 最终深度图可通过置信度加权融合单目与双目深度信息, 融合权重基于双目与单目置信度的相对大小确定。

$$\omega(x, y) = \frac{C_{\text{stereo}}(x, y)}{C_{\text{stereo}}(x, y) + C_{\text{mono}}(x, y) + \epsilon}, \quad (14)$$

$$D_F(x, y) = \omega(x, y) D_S(x, y) + (1 - \omega(x, y)) D'_M(x, y). \quad (15)$$

该策略在高置信度区域保留双目深度的精确物理测量值, 在低置信度区域利用单目深度的结构感知能力进行补全和修正, 从而有效提升最终深度图的完整性和精度。

2 实验结果与分析

2.1 实验平台与测量方案

本文搭建了如图4所示的液面高度测量实验平台, 该系统由双目相机模组、水桶、测距仪和计算机处理单元组成。双目相机选用两台华纳方盛生产的工业相机, 水平并排安装, 基线长度约为10 cm。相机搭载AR0230CS CMOS图像传感器, 其尺寸为1/2.7英寸(1英寸=25.4 mm), 单像素尺寸为 $3 \mu\text{m} \times 3 \mu\text{m}$, 有效分辨率为 1920×1080 , 帧率为30帧/s, 具备低噪声和良好线性响应等特性。相机配备无畸变镜头, 镜头标称焦距约为6 mm, 水平视场角约为 70° , 可在本实验的工作距离下提供较大覆盖范围。相机系统经标定和立体校正后, 两相机光轴平行, 并通过硬件同步方式同时采集左右图像。相机的光轴垂直指向液面, 相机光心距容器底部的高度为144.7 cm。



图4 实验平台示意图

Fig. 4 Schematic diagram of experimental platform

实验过程中逐步向容器内注液体, 在多个液位高度下采集双目图像与测距仪数据, 后者为液面到相机垂直距离的参考值。分别在不同液位高度下采集数据, 并使用SGBM双目算法、IGEV++ (Iterative Multi-Range Geometry Encoding Volumes) 神经网络模型以及本文提出的融合算法对相机与液面距离进行测量。IGEV++为当前先进的端到端立体匹配神经网络, 用于提升视差估计精度^[22]。每

种液位下采集 10 组图像, 取平均测量值作为结果。

2.2 相机标定方法与参数结果

为实现深度图与真实物理尺度的精确映射, 实验采用张正友棋盘格法对双目相机进行标定。标定过程中使用 8×11 标准棋盘格标定板(单格边长 100 mm), 采集多组不同姿态图像, 并借助 OpenCV 工具包求解相机内参、畸变参数及双目标定的旋转、平移矩阵, 标定结果如下。

左相机内参矩阵为

$$K_L = \begin{bmatrix} 1937.09 & 1.56 & 1011.49 \\ 0 & 1944.44 & 584.89 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}。$$

右相机内参矩阵为

$$K_R = \begin{bmatrix} 1943.46 & 0.59 & 957.97 \\ 0 & 1950.67 & 548.68 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}。$$

左相机畸变系数为

$$[0.0991, -0.1474, 0.0016, -0.0013, 0.0]。$$

右相机畸变系数为

$$[0.1028, -0.1405, 0.0010, -0.0014, 0.0]。$$

外参矩阵(旋转矩阵与平移向量, 其中平移单位为 mm)为

$$R = \begin{bmatrix} 0.9999 & -0.0099 & 0.0129 \\ 0.0099 & 0.9999 & 0.00004 \\ -0.0129 & 0.0009 & 0.9999 \end{bmatrix},$$

$$T = \begin{bmatrix} -100.15 \\ -1.79 \\ 2.30 \end{bmatrix}。$$

左右相机在所有标定图像上的平均重投影误差为 0.089 像素, 左右相机的最大重投影误差均小于 0.1 像素(见图 5), 表明标定精度高, 满足后续高精度测距需求。

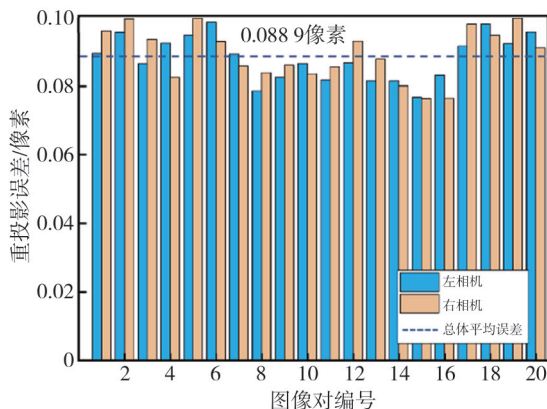


图 5 相机标定重投影误差统计图

Fig. 5 Statistical chart of camera calibration reprojection errors

2.3 参数设置与优化

为确保融合算法在不同场景下的稳定性与普适性, 本文对式(6)、式(7)和式(13)中的关键参数进行了系统性设置与优化。

1) 双目置信度权重参数(α_s, β_s)

式(6)中的 α_s 与 β_s 用于平衡一致性置信度 $C_c(x, y)$ 与纹理置信度 $C_t(x, y)$ 的贡献比例。为确定最优取值, 本文在包含强纹理与弱纹理液面场景的多组实验中, 对 α_s 取值范围 $[0.3, 0.8]$ 进行网格搜索, 以融合后深度图的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)和结构相似性(Structural Similarity Index, SSIM)为评价指标。实验结果表明, 当 $\alpha_s = 0.6$ 、 $\beta_s = 0.4$ 时, 融合结果在边缘保持性与弱纹理区域的平滑性方面均表现最佳。

2) 单目深度尺度对齐参数(α, β)

式(7)中的参数 α 与 β 用于实现单目深度图的物理尺度对齐。二者通过式(8)在双目置信度较高区域内采用最小二乘线性回归自动估计。设置置信度阈值 $C_{\text{stereo}}(x, y) > 0.8$, 选取对应像素点集 Ω 作为拟合样本, 通过最小化误差平方和获得最优解, 无需人工干预。实际实验中, 所得 α, β 分别稳定在 $[0.85, 1.15]$ 与 $[-5, 5]$ 范围内, 能够有效实现单目与双目深度图的尺度对齐。

3) 单目置信度融合权重(λ_1, λ_2)

式(13)中的 λ_1 与 λ_2 用于平衡单目深度平滑性置信度 $C_e(x, y)$ 与一致性置信度 $C_{mc}(x, y)$ 的相对贡献。确定方式与(1)类似, 采用网格搜索法综合优化 RMSE 与边缘保持性指标。实验选取 $\lambda_1 = 0.4$ 、 $\lambda_2 = 0.6$ 作为统一参数配置。

2.4 测量结果与误差分析

图 6 展示了某一液面高度下 3 种方法的深度图结果。实验结果表明, SGBM 在液面弱纹理区域和边缘处容易匹配失败, 表现为视差噪声和深度空洞; 单目方法生成的深度图具有良好的全局连续性, 但由于缺乏尺度参考, 其估计结果存在相对深度误差, 无法直接用于精确测量。相比之下, 本文提出的融合算法在保留图像结构连续性的同时, 有效改善了边缘区域的深度估计质量, 提升了液面区域的测量精度和轮廓清晰度。

表 1 为不同液面高度下各种方法测得的相机与液面距离与参考值的对比结果。从表 1 中可见,

SGBM 与 IGEV++ 方法普遍高估液面到相机的垂直距离,且这种高估在整个测量范围内较为一致,反映出其存在一定的系统性偏差。而融合算法在各液位条件下的测量结果均与参考值高度一致,误差显著减小,有效提升了液面距离估计的精度。

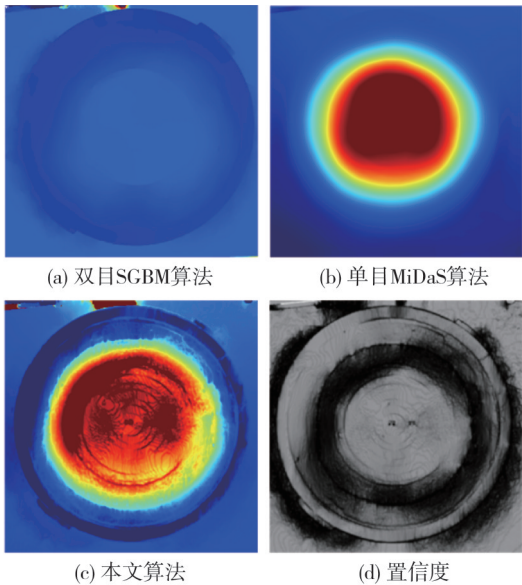


图 6 实验场景下生成深度图及置信度图

Fig. 6 Depth maps and confidence maps generated in experimental scenario

表 1 液面距离测量结果对比

Tab. 1 Comparison of liquid level distance measurement results

液面距离参考值/cm	液面距离测量值/cm		
	SGBM	IGEV++	本文方法
139.0	155.815	155.90	136.88
134.4	149.925	152.35	133.65
129.3	142.975	146.15	127.15
125.1	142.180	143.35	126.35
121.2	141.813	140.70	123.35
117.5	139.470	138.35	114.05
113.6	137.145	137.70	113.90
110.0	135.992	135.45	112.25
106.5	130.975	130.00	104.05
102.3	113.245	114.50	103.30

图 7 为不同算法测得的液面到相机距离随液面高度变化的曲线趋势。结果显示, SGBM 和 IGEV++ 方法的测量曲线整体位于参考曲线上方, 表明两者均存在距离高估现象, 且偏差随液面高度变化表现为较稳定的线性趋势。相比之下, 融合算法的测量曲线始终紧贴参考曲线, 能够准确反映液面高度变化带来的真实距离变化趋势。

为了量化各算法的测量性能, 表 2 列出了不同算法的误差统计指标, 包括 RMSE、平均相对误差 (Mean Relative Error, MRE) 和最大误差

(maxE)。从表中可见, 融合算法在 3 项指标上均优于 SGBM 和 IGEV++ 方法, 在全测距范围内表现出更好的测量一致性和精度。

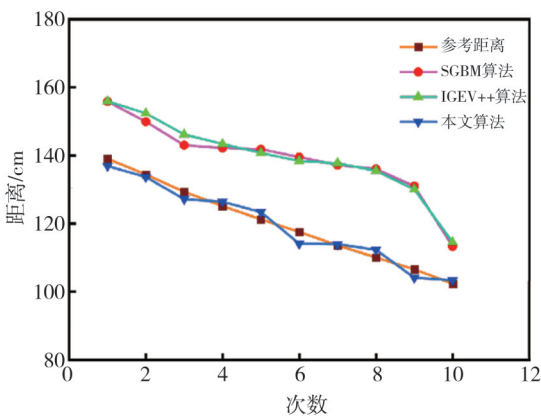


图 7 各方法液面距离测量值与参考值的对比曲线

Fig. 7 Comparison curves of estimated and reference liquid distances by different methods

表 2 各方法液面测距误差统计指标

Tab. 2 Statistical metrics of liquid level distance errors

算法	RMSE/cm	MRE/%	maxE/cm
SGBM	19.644	16.162	25.992
IGEV++	19.923	16.531	25.992
本文方法	1.999	1.505	3.450

2.5 光照条件变化下的算法稳定性验证

为进一步验证算法在不同光照条件下的稳定性与适应性, 在标准液位测量实验基础上, 利用可控环境光照系统对实验场景进行亮度与色温调节。实验中保持相机参数、液体介质及液位高度不变, 仅改变环境照度。实验光照亮度从 100 lx 至 1 000 lx 设置了 10 个亮度等级, 色温固定为 4 000 K。液位高度固定为 120 cm。每个光照等级下采集 10 组样本数据, 分别使用 SGBM、IGEV++ 以及本文提出的融合算法进行液面测距。

图 8 展示了 3 种算法在不同光照条件下的测距误差变化。结果表明, 随着照度从 100 lx 增加到 1 000 lx, SGBM 与 IGEV++ 的测量误差呈下降趋势, 但在低照度条件下误差较大, 表现出对光照变化的敏感性; 当照度升高时, 误差逐渐趋于稳定。相比之下, 本文所提融合算法在全亮度范围内的误差均较低, 曲线较为平滑, 表明其具有较强的光照鲁棒性。其原因在于, 当双目视差因光照变化退化时, 融合策略可借助单目分支的全局结构先验进行补偿, 从而提高测距的精度与稳定性。

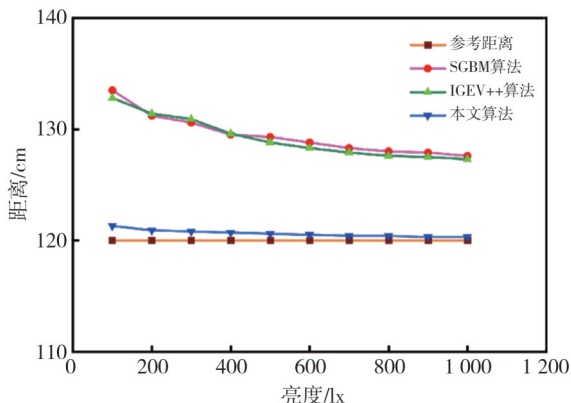


图 8 不同光照等级下各算法液面测距结果对比

Fig. 8 Comparison of liquid level distance measurement results under different illumination levels

从表 3 可见,传统的 SGBM 与 IGEV++ 算法在光照变化下的整体测距误差较高,平均相对误差超过 7%,表明其对光照强度变化较为敏感。相比之下,本文提出的融合算法在相同条件下显著优于传统方法。其性能优势主要来源于单目深度的全局结构先验与置信度加权融合机制,使算法在受光照干扰时仍能保持较高的测距精度与光照鲁棒性。

表 3 各算法在光照变化下的测距误差指标对比

Tab. 3 Comparison of distance measurement error metrics under illumination variations

算法	RMSE/cm	MRE/%	maxE/cm
SGBM	5.83	9.75	13.1
IGEV++	4.95	7.92	10.4
本文方法	0.71	0.48	1.3

综上,实验结果充分验证了本文算法在光照变化下的高鲁棒性和稳定性。即使在低照度或局部反射增强的条件下,算法仍能准确提取液面深度信息。

3 结 论

本文针对弱纹理液面环境下传统双目和单目测距精度受限的问题,提出了一种基于置信度引导的单双目深度融合液面测量方法。该方法构建了结合双目一致性与纹理强度的多维置信度模型,实现了双目绝对尺度信息与单目结构先验的自适应加权融合,从而显著提升了深度估计的精度与鲁棒性。实验结果表明,所提算法的平均误差较传统 SGBM 方法降低约 90%,并在光照变化等复杂条件下依然保持稳定的测距性能。研究结果验证了该方法在弱纹理液面场景下的有效性,

为垂直视角的非接触式液位测量提供了一种高精度、易集成的新方案,具有良好的工程应用前景。

利益冲突声明/Conflict of Interests

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors declare no relevant conflict of interests.

参考文献

- [1] ISLAM T, MAURYA O P. Design and fabrication of non-contact fringing field capacitive sensor for liquid level measurement [C]//2019 IEEE 16th India Council International Conference (INDICON), 2019: 1-4.
- [2] 段文浩, 张佳, 王虹玥, 等. 数字式低温液位测量系统[J]. 火箭推进, 2017, 43(3): 79-84.
DUAN Wenhao, ZHANG Jia, WANG Hongyue, et al. Digital low temperature liquid level measuring system [J]. Journal of Rocket Propulsion, 2017, 43(3): 79-84. (in Chinese)
- [3] WANG T, LIU B, ZHAO L, et al. High-sensitivity liquid level sensor based on the balloon-shaped fiber optic MZI[J]. IEEE Photonics Journal, 2022, 14(2):1-7.
- [4] 贾俊舒. 飞机油箱油量测量技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
- [5] 胡发录. 雷达液位计在化工罐区储罐液位测量中的应用研究[J]. 化工管理, 2019(9): 149-150.
HU Falu. Application research of radar level meter in chemical tank area storage tank level measurement [J]. Chemical Industry Management, 2019(9): 149-150. (in Chinese)
- [6] 钟慧婷. 超声波液位测量技术在航空领域应用的研究[D]. 成都: 四川大学, 2007.
- [7] 丁凤林, 魏延明. 超声波流量计在航天器推进系统中的应用分析[J]. 空间控制技术与应用, 2010, 36(6): 47-50.
DING Fenglin, WEI Yanming. Application analysis of ultrasonic flowmeter in the spacecraft propulsion system [J]. Aerospace Control and Application, 2010, 36(6): 47-50. (in Chinese)
- [8] İNAN S A, AKSOY B. Phosphorescence marking method for liquid level detection and control using computer vision in dark environments [J]. Precision Engineering, 2025, 93: 397-405.
- [9] 张一鸣, 郝方楠, 徐自力, 等. 贮箱液面三维形态的双目视觉测量方法[J]. 火箭推进, 2025, 51(2): 115-124.
ZHANG Yiming, HAO Fangnan, XU Zili, et al. Binocular vision-based method for three-dimensional liq-

- uid surface topography measurement of propellant tank [J]. *Journal of Rocket Propulsion*, 2025, 51(2): 115-124. (in Chinese)
- [10] 王凯, 李得睿, 向升, 等. 基于光斑投影 3D-DIC 的动态液面波高场测量方法研究[J]. *力学学报*, 2023, 55(10): 2427-2438.
- WANG Kai, LI Derui, XIANG Sheng, et al. Dynamic liquid surface wave height field measurement method based on speckle projection 3D-DIC [J]. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2023, 55(10): 2427-2438. (in Chinese)
- [11] 李征鸿, 刘麒, 刘静. 基于计算机视觉的智能燃油测量技术[J]. *飞机设计*, 2020, 40(3): 35-39.
- LI Zhenghong, LIU Qi, LIU Jing. Computer vision-based intelligent fuel measurement technology [J]. *Aircraft Design*, 2020, 40(3): 35-39. (in Chinese)
- [12] 乔人杰. 基于视觉的液位自动识别跟踪设计[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2018.
- [13] BOBOVNIK G, MUŠIČ T, KUTIN J. Liquid level detection in standard capacity measures with machine vision [J]. *Sensors*, 2021, 21(8): 2676.
- [14] 张总, 王建莉. 基于机器视觉的液位检测与控制系统设计[J]. *自动化与仪表*, 2017, 32(7): 49-51.
- ZHANG Zong, WANG Jianli. Design of liquid level detection and control system based on machine vision [J]. *Automation & Instrumentation*, 2017, 32(7): 49-51. (in Chinese)
- [15] WANG X, SUN J, QIN H, et al. Accurate unsupervised monocular depth estimation for ill-posed region [J]. *Frontiers in Physics*, 2023, 10: 1115764.
- [16] RANFTL R, LASINGER K, HAFNER D, et al. Towards robust monocular depth estimation: mixing datasets for zero-shot cross-dataset transfer [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022, 44(3): 1623-1637.
- [17] SU C, TAN G, LUO Y. Research on stereo matching technology based on binocular vision [J]. *OALib*, 2019, 6(9): 1-10.
- [18] ZHANG Z. Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations [C]//*Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 1999(1): 666-673.
- [19] ZHANG L, CAI F, WANG J, et al. The SGM algorithm based on census transform for binocular stereo vision [C]//*2022 International Conference on Machine Learning and Knowledge Engineering (MLKE)*, 2022: 50-54.
- [20] ZAMA RAMIREZ P, POGGI M, TOSI F, et al. Geometry meets semantics for semi-supervised monocular depth estimation [C]//*Lecture Notes in Computer Science (LNIP)*, 2019, 11363: 298-313.
- [21] CHENG J, LIU L, XU G, et al. MonSter: Marry monodepth to stereo unleashes power [C]//*2025 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2025: 6273-6282.
- [22] XU G, WANG X, ZHANG Z, et al. IGEV++: Iterative multi-range geometry encoding volumes for stereo matching [C]//*IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2025, 47(8): 7108-7122.