

基于轻量化稠密光流的明渠视觉测流方法

许景辉^{1,2} 史伊凝² 王思杰² 李欣妍² 朱亚鹏³

(1. 西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室, 陕西杨凌 712100;

2. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西杨凌 712100;

3. 石家庄市漳滏工程有限公司, 石家庄 050031)

摘要: 针对机器视觉明渠测流方法中的计算复杂度高、硬件算力需求大及环境适应性不足等问题,提出了一种基于轻量化改进稠密光流的明渠流量视觉监测方法。该方法通过引入稀疏网格采样策略,在保留关键纹理特征的基础上降低数据维度,从而减少光流计算量。同时,构建了一种基于垂直积分投影与拓扑约束的智能感兴趣区域提取算法,结合内侧优先策略实现真实水面边界的自动识别与亚像素拟合,提高复杂环境下水面区域定位的准确性与算法鲁棒性。为验证所述方法的有效性,搭建了明渠流量视觉监测试验系统,构建了 0.18 ~ 0.60 m/s 流速区间及 0.013 9 ~ 0.044 4 m³/s 流量区间的数据集。试验结果表明,在流速测量方面,改进算法的平均相对误差为 3.44%,决定系数 R^2 达到 0.935 9,均方根误差为 0.016 5 m/s;在流量测量方面,系统综合测量误差控制在 3.42%,决定系数达到 0.987 4,均方根误差为 0.001 1 m³/s。结果表明,该方法在保证测量精度的同时,有效降低算法复杂度,具备良好的实时性与工程应用潜力。本文研究为明渠流量的非接触式、低成本、全天候监测提供了一种可行方案,也为经典稠密光流算法在边缘端设备上的轻量化部署提供了参考。

关键词: 明渠流量;轻量化;稠密光流;机器视觉;非接触式测流

中图分类号: S271

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)15-0324-08

OSID:



Open Channel Visual Flow Measurement Method Based on
Lightweight Dense Optical Flow

Xu Jinghui^{1,2} Shi Yining² Wang Sijie² Li Xinyan² Zhu Yapeng³

(1. Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid Areas, Ministry of Education,
Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

3. Shijiazhuang Hufu Engineering Co., Ltd., Shijiazhuang 050031, China)

Abstract: A lightweight visual monitoring method based on an improved dense optical flow algorithm was proposed to address the limitations of existing machine vision methods for open-channel flow measurement, including high computational complexity, demanding hardware requirements, and limited robustness to environmental interference. A sparse grid sampling strategy was adopted to reduce data dimensionality while preserving essential texture information, thereby lowering the computational cost of optical flow estimation. Meanwhile, an intelligent region-of-interest extraction method based on vertical integral projection and topological constraints was developed. By incorporating an inner-side priority strategy, automatic detection and subpixel fitting of the true water surface boundary were achieved, which improved the accuracy of water surface localization and the robustness of the method under complex environmental conditions. To validate the proposed method, an open-channel visual flow monitoring system was established, and a dataset with flow velocities ranging from 0.18 m/s to 0.60 m/s and discharge rates ranging from 0.013 9 m³/s to 0.044 4 m³/s was constructed. Experimental results showed that the proposed method achieved a mean relative error of 3.44%, an R^2 of 0.935 9, and an RMSE of 0.016 5 m/s in flow velocity measurement. In discharge measurement, the overall measurement error was 3.42%, the R^2 reached 0.987 4, and the RMSE was 0.001 1 m³/s. The results demonstrated that the

proposed method can effectively reduce algorithmic complexity while maintaining high measurement accuracy, indicating good real-time performance and strong potential for engineering applications. The proposed method can provide a feasible solution for non-contact, low-cost, and all-weather monitoring of open-channel flow and offer a practical reference for the lightweight deployment of classical dense optical flow algorithms on edge devices.

Key words: open-channel flow; lightweight algorithm; dense optical flow; machine vision; non-contact flow measurement

0 引言

渠道流量监测是灌区运行管理和智慧灌区建设的重要基础,其监测结果可为农业用水配置、渠道输水异常识别及灌溉调度预警提供支撑^[1],同时也是灌排工程优化设计与运维管理的重要依据^[2-3],为相关水文研究提供关键参数^[4]。

传统流量测量方法如流速仪法、流量计法及多普勒流速剖面仪法 (Acoustic Doppler current profiler, ADCP) 等方法易对流场产生扰动^[5],且难以准确获取渠道表面流速^[6],难以满足全域、实时、高精度监测的需求。超声波流量计易受安装条件、气泡干扰及断面形态影响^[7],ADCP 虽在河道监测中已有应用^[8],但受成本和中小渠道边界效应限制,在灌区渠道中的应用仍受制约。

基于机器视觉的流速测量是一种非接触测流方法,能够通过解析图像重构水面流场分布,实现对渠道断面流量的高精度反演与量化^[9-10],相关视觉方法已应用于物料流量检测,如基于结构光视觉的联合收获机谷粒体积流量测量^[11]。文献[12]使用粒子图像测速方法 (Particle image velocimetry, PIV) 在实验室环境中通过示踪粒子位移重建流场,但依赖人工播撒粒子且难以应用于野外场景^[13]。大尺度粒子图像测速 (Large-scale particle image velocimetry, LSPIV) 利用自然漂浮物作为示踪源,实现野外表面流速测量,但受限于水面纹理丰富度^[14-15]。光流法的引入拓展了技术应用,文献[16]提出的多项式展开法有效提升计算效率,使经典光流算法成为水面流速测量的实用工具。随着人工智能技术的突破,深度学习为提高光流算法带来较大进展。基于卷积神经网络的光流模型通过端到端学习机制,克服了传统方法在大位移、低纹理区域的局限性^[17]。文献[18]开发的 RAFT (Recurrent all-pairs field transforms) 模型采用多尺度相关体构建全局运动约束,结合门控循环单元进行迭代运动场优化,在 Sintel 基准测试中实现端点误差低至 1.4 像素,较经典算法精度有所提升^[19]。文献[20]研发的 FlowFormer++ 模型进一步引入时空稀疏注意力机制,在保持亚像素精度的同时将计算量压缩

40%,显著提升复杂水流模式的捕捉能力。这些模型通过自监督学习策略,利用未标注视频数据预训练网络参数,有效解决水文场景标注数据稀缺的难题。

深度学习光流估计在精度上取得了突破性进展,但其性能实现是建立在庞大的计算开销之上,对资源受限的边缘设备构成了挑战^[21]。文献[22]提出的 FlowNet 实现了端到端的深度学习光流估计,奠定了神经网络在流速测量领域的基础,但后续的高精度模型进一步加剧了算力负荷。文献[23-24]提出的 RAFT 模型实现了亚像素级别的精度,但其复杂的迭代更新机制与运算量产生的计算负载远超边缘设备的处理能力。这种高性能模型与低算力终端之间的结构性矛盾,迫使研究重点转向边缘智能与轻量化技术的融合。

针对上述计算资源受限与模型复杂度之间的矛盾,本文基于国产高性能边缘计算平台 RK3588,研究轻量化稠密光流算法的部署方法,并在鲁班猫 5 开发板上开展高精度光流模型部署验证,以期提升流速测量的成本效益与精度水平,缓解光流模型在嵌入式设备上延迟较高、难以满足实时监测需求的问题,为构建低功耗、高检测精度的灌区智能监测系统提供技术参考。

1 理论与方法

1.1 图像预处理与水面感兴趣区域提取

在现场渠道视频监控中,光照条件不可控且水面纹理特征微弱,易受到反光和阴影干扰^[25]。为了提高后续光流计算的鲁棒性,本文构建了图像增强与水面区域分割的预处理模块。

针对原始图像 (图 1a) 对比度低、特征点难以提取的问题,本文引入限制对比度自适应直方图均衡化 (Contrast limited adaptive histogram equalization, CLAHE) 算法。不同于全局直方图均衡化,CLAHE 将图像划分为 8×8 的连续子区域,在每个局部窗口内计算灰度直方图^[26]。为防止同质区域噪声被过度放大,算法引入截断机制。设 $h(i)$ 为子区域直方图, T_c 为截断阈值,修正后的直方图 $h'(i)$ 计算公式为

$$h'(i) = \begin{cases} T_c & (h(i) \geq T_c) \\ h(i) + \frac{S_e}{L} & (h(i) < T_c) \end{cases} \quad (1)$$

式中 S_e ——被截断像素的总和
 L ——局部子区域直方图的灰度级总数

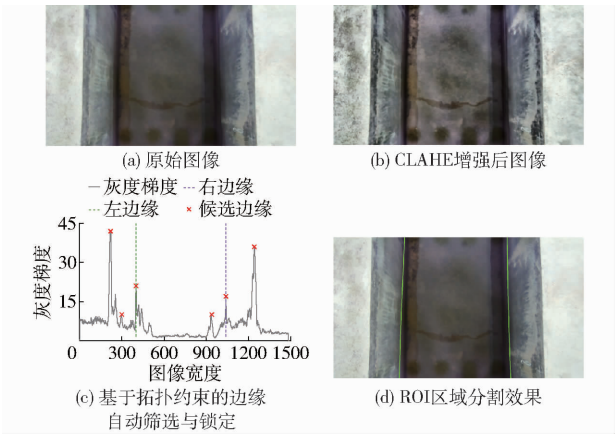


图 1 水面边缘分割对比图

Fig. 1 Water surface edge segmentation comparison

通过将 S_e 均匀分配至直方图的其他部分,可以有效平衡对比度增强与噪声抑制。最后,利用双线性插值消除子区域间的边界伪影。处理后的图像(图 1b)水波纹理边缘锐度进一步提升,为后续分割与跟踪提供了高信噪比的特征输入。

在获取增强图像后,需剔除两侧渠岸背景。考虑到人工明渠具有规则的几何结构特征,本文提出了一种基于垂直边缘积分投影的智能锁定算法。首先对增强图像进行高斯平滑以抑制水波纹噪点,并利用 Sobel 算子计算图像的水平梯度图,提取垂直方向的强边缘特征。采用垂直积分投影技术将沿 Y 轴方向的梯度幅值进行累加,得到随 X 轴分布的边缘强度曲线 $P(x)$,表示为

$$P(x) = \sum_{y=0}^{H-1} |G_x(x, y)| \quad (2)$$

式中 H ——图像高度

$G_x(x, y)$ ——像素点 (x, y) 处的水平梯度

投影结果如图 1c 所示,波峰位置对应图像中显著的垂直边缘。算法提取边缘强度曲线 $P(x)$ 的全局统计特性来构建自适应响应阈值 T ,自动剔除由微弱水波纹引起的噪声峰值。阈值 T 的计算公式为

$$T = \mu + \alpha\sigma \quad (3)$$

式中 μ ——边缘强度曲线 $P(x)$ 的全局均值

α ——灵敏度调节系数

σ —— $P(x)$ 的全局标准差

在本研究中,为有效分离水波纹噪声与真实渠岸边缘,经验证取 $\alpha = 1.0$ 即可获得理想的筛选

效果。

经自适应阈值筛选后,保留的候选边缘峰值如图 1c 中的红色“x”所示。随后引入内侧优先搜索策略。基于明渠几何拓扑先验,算法自动锁定左半平面右侧及右半平面左侧的显著峰值,实现真实水面边界的无监督定位。最后采用二次多项式拟合方法对边界点进行亚像素级重构,生成空间连续的光滑边缘曲线,如图 1d 所示。该算法有效消除了离散误差及光影干扰,提升了感兴趣区域 (Region of interest, ROI) 提取的精度与环境适应性,减少了边缘设备的资源消耗。

1.2 基于 ROI 与稀疏网格采样的快速稠密光流法

经典的 Farneback 稠密光流法通过对全图像素邻域进行二次多项式展开来估计位移场,是基于图像恒定的一种计算河道表面流场的算法^[27]。该算法在高清视频流下计算复杂度高,难以满足边缘端的实时性需求。此外,全局计算引入的岸边植被及光照噪声会显著降低流速测量精度。为此,本文提出一种基于空间滤波与稀疏网格采样的双重优化策略。

为消除非水域背景干扰,引入由 1.1 节所述算法生成的二值掩膜矩阵对原始光流场进行空间滤波约束。设原始稠密光流算法输出的速度矢量场为 V_r ,其在像素坐标 (x, y) 处的速度矢量为 $V_r(x, y)$ 。为了实现无效区域光流矢量的阈值剔除,采用哈达玛积 (Hadamard product,即矩阵的逐元素相乘) 对二值掩膜矩阵 M 与原始流场矩阵进行运算。修正后的有效流场 V_e 定义为

$$V_e = V_r \circ M \quad (4)$$

式中 $\circ$ ——哈达玛积运算符

具体到像素级表示为

$$v_e(x, y) = \begin{cases} v_r(x, y) & (M(x, y) = 1) \\ 0 & (M(x, y) = 0) \end{cases} \quad (5)$$

上述运算强制置零了无效区域的误判矢量。在计算表面流速 $\bar{v}_0$ 时,分母项仅统计 ROI 区域内的像素总数 N_{ROI} ,修正后的统计模型为

$$\bar{v}_0 = \frac{1}{N_{ROI}} \sum_{(x, y) \in \Omega} |v_e(x, y)| \quad (6)$$

其中

$$N_{ROI} = \sum M(x, y) \quad (7)$$

式中 Ω ——水面 ROI 区域内的有效像素坐标集合

该方法确保了流速计算仅反映真实水流的运动状态,避免了静态或动态背景噪声的误差传递。明渠水流表面场具有显著空间连续性,逐像素稠密计算存在大量算力冗余。本文提出网格化稀疏采样策略,设定采样步长为 k ,构建稀疏计算网格。算法仅在网格节点 (ik, jk) 处执行多项式展开与位移估算。

优化后的算法计算复杂度 T_{opt} 降低为

$$T_{opt} \approx \frac{T_{ori}}{k^2} \quad (8)$$

式中 T_{ori} ——算法初始计算复杂度

传统 Farneback 算法在 1 920 像素 × 1 080 像素分辨率下帧率仅 7.15 f/s, 难以满足实时性要求。为平衡精度与效率, 考虑到明渠水面流场在高清视频下具有高度的局部平滑性与视觉冗余, 过小的步长难以满足边缘设备对实时处理的算力要求, 而过大的步长会导致网格过度稀疏, 丢失真实的局部流态特征。综合系统算力上限与流场重构精度, 本文选取采样步长 $k = 4$, 在保留充足特征密度的同时, 理论计算量降至 6.25%, 实测单帧耗时降至 32.63 ms。结合 ROI 掩膜约束, 最终的有效计算负载 T_f 可表示为

$$T_f \propto \frac{1}{k^2} \sum_{(x,y)} M(x,y) \quad (9)$$

为恢复全分辨率稠密光流场以进行后续可视化分析, 采用双线性插值方法对稀疏矢量场进行重构。该策略在保障流场主特征完整性的前提下, 较大程度降低非水面区域及高频冗余像素的算力消耗, 为边缘端实时流量监测奠定了基础。

2 试验设计与结果分析

2.1 试验平台与试验环境

本文流速测量试验在西北农林科技大学灌溉实验站进行, 试验选用长 30 m、宽 0.5 m、深 0.6 m 的标准矩形渠道, 试验系统见图 2。摄像设备采用工业相机, 拍摄帧率为 30 f/s, 分辨率为 1 920 像素 × 1 080 像素, 相机固定于支架上, 垂直对准水面。水位测量采用雷达水位传感器, 辅助测量校准使用 SCM60 型测针, 精度为 ± 0.1 mm。使用 LS300-A 型流速仪测量流速。

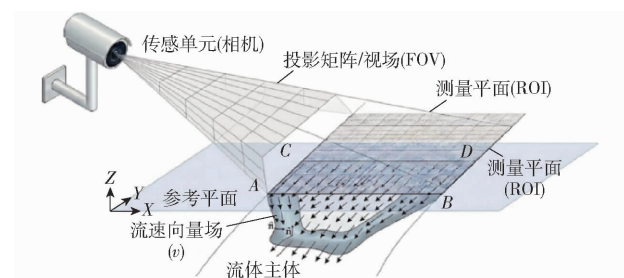


图 2 明渠水位监测系统示意图

Fig. 2 Schematic of open-channel water level monitoring system

为评估算法在灌区渠道流量监测中的性能, 试验围绕渠道类型、光照条件和流量范围进行了系统性设计。光照条件设置了晴天和阴天 2 种场景, 以

验证本研究算法能否满足灌区全天候监测需求。流量范围设定在 0.013 9 ~ 0.044 4 m³/s 之间, 以 0.002 78 m³/s 为步长, 共分为 12 个流量等级, 涵盖灌区常见流量范围。上述因素组合形成了 24 种试验工况。在每种工况下, 均使用高清摄像头记录视频, SCM60 型测针记录水位, 电磁流量计测量流量。

试验前先布置设备并对相机进行标定。通过调节水泵设定目标流量, 待水流稳定后, 使用摄像头录制至少 30 s 的水流视频; 完成视频录制后使用流速仪进行标准流速测量; 重复上述步骤, 直至完成当前光照条件下的所有流量工况测定; 更改光照条件, 继续测试, 直至完成所有试验工况。

2.2 流量计算方法

本节阐述从光流场到物理流速场的映射机制, 建立由图像像素坐标系 (u, v) 到世界物理坐标系 (X_w, Y_w, Z_w) 的投影变换模型。试验通过张正友标定法获取相机内参矩阵 K 及畸变系数, 通过尺度换算将处理后的位移矢量转换为实际流速。根据相机帧率和图像空间到世界坐标的转换比例尺, 计算任意像素点的瞬时表面流速。

传统流量计算方法是以断面中心垂线上 0.6 倍水深处的流速作为断面平均流速的代表值^[28]。文献[29]研究指出, 垂线表面流速与垂线平均流速的比值具有恒定性, 该比值仅与渠道断面形状相关, 而与流量、水深等水力参数无关。这一发现为表面流速系数法的应用奠定了理论基础。

表面流速系数法仅需根据现场测量得到的水面流速即可计算断面流量。该方法的核心在于引入表面流速系数 η_s , 将由特征匹配测速方法获得的明渠中心区域表面流速 v^* 转化为断面平均流速 $\bar{v}$, 再利用流速面积法计算得到断面流量 Q , 计算式为

$$Q = S \bar{v} \quad (10)$$

$$\bar{v} = \eta_s v^* \quad (11)$$

式中 S ——过水断面面积, m²

表面流速系数 η_s 的取值如下: 对于人工混凝土渠道, 文献[30]以东深供水工程某段矩形明渠为研究对象, 测得 η_s 为 0.88。文献[31]通过分析 76 条河道上的 3 611 个测站后得出结论, 对于天然河流 (河床为沙质、卵石或巨砾), η_s 的平均值为 0.8。对于人工混凝土渠道, 其 η_s 的平均值为 0.9。上述研究成果为表面流速系数法的实际应用提供了重要参考依据, 同时验证了该方法在不同类型渠道中的适用性与可靠性。

2.3 结果与分析

2.3.1 算法实时性与计算效率分析

为验证本文改进算法在实际工程应用中的实时

性能,设计了定量对比试验。将本文提出的基于 ROI 约束与稀疏网格采样的改进算法与传统 Farneback 稠密光流算法在同一硬件环境下进行运行效率评估。试验硬件平台分为通用计算平台(Intel Core i7-12700, 16GB RAM)与边缘嵌入式平台(瑞芯微 RK3588),均未启用 GPU 加速。软件环境为 Python 3.8 及 OpenCV 4.10 库。测试视频源分辨率为 1 920 像素 × 1 080 像素,选取连续的 500 帧作为测试样本。本研究设计的边缘计算架构核心如图 3 所示,由视频采集单元和边缘计算设备构成。

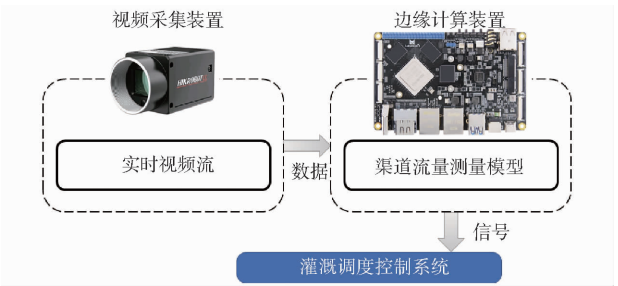


图 3 边缘计算架构核心
Fig.3 Edge computing architecture core

表 1 是两种算法在通用计算平台上的性能指标对比。试验数据显示,传统全分辨率光流算法的单帧平均处理耗时高达 146.85 ms,平均帧率仅为 7.15 f/s。相比之下,本文算法使得系统平均帧率提高至 22.86 f/s,提升约 3.2 倍,有效满足了复杂水环境下的准实时监测需求。图 4 展示了两种算法在光流场重建上的差异,传统算法对全图像素进行无差别计算,导致岸边植被摆动及光影噪声被错误编码为运动矢量,既消耗算力又引入测量噪声。本文算法引入 ROI 掩膜技术,同时结合稀疏网格采样策略,保证精度的同时降低了特征点密度。

表 1 改进算法与传统算法的性能对比				
Tab.1 Performance comparison between improved algorithm and traditional algorithm				
算法类型	输入分辨率/ (像素 × 像素)	单帧耗时/ ms	平均帧率/ (f·s ⁻¹)	CPU 占 用率/%
传统 Farneback 算法	1 920 × 1 080	146.85	7.15	16.7
本文改进算法	1 920 × 1 080	32.63	22.86	13.3
提升幅度/%		-77.78	320	-20.36

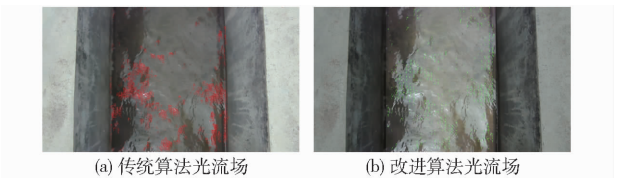


图 4 改进算法与传统算法光流场重建效果对比
Fig.4 Visual comparison of optical flow field reconstruction between improved algorithm and traditional algorithm

图 5 进一步展示了连续帧处理的耗时稳定性。可以看出,改进算法(蓝色实线)不仅耗时更低,且波动方差显著小于传统算法(红色虚线),证明了其在长时间运行下的鲁棒性。

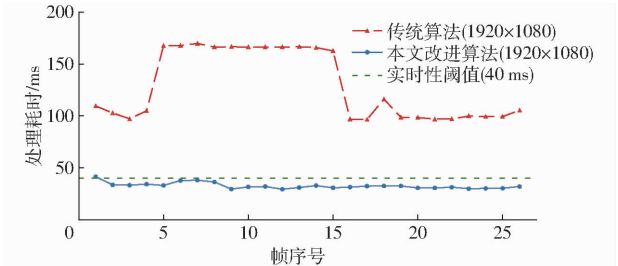


图 5 连续帧处理耗时与稳定性分析图
Fig.5 Continuous frame processing time and stability analysis diagram

为验证算法在实际边缘计算设备上的部署性能,本研究将算法移植至国产瑞芯微 RK3588 嵌入式平台。实测监控数据显示,改进算法在该边缘端的运行表现优异,系统平均帧率稳定在 21.96 f/s,单帧耗时控制在 42.05 ms 左右。在资源开销方面,系统展现出良好的轻量化特性,运行时的 CPU 占用率为 33.65%。这一较低的负载水平表明算法未造成核心过载,能够为数据传输、本地存储及异常预警等并发任务预留充足的算力余量。

2.3.2 流速测量精度验证

为评估本文改进光流算法在实际明渠环境下的测量精度与鲁棒性,采用有效 ROI 区域内的像素级平均法计算流场表面平均流速。试验采用了流速仪获取流速真值。图 6 展示了算法自动测量值与人工标定真值的线性回归分析结果。从散点分布来看,所有测试样本点均收敛于 $y = x$ 理想基准线附近,整体呈现出高度一致性。拟合直线斜率趋近于 1.0,截距趋近于 0,表明算法在整个测试流速区间内未出现显著的系统性偏差或非线性漂移,具备良好的线性响应特性。定量统计分析表明,测量结果与真

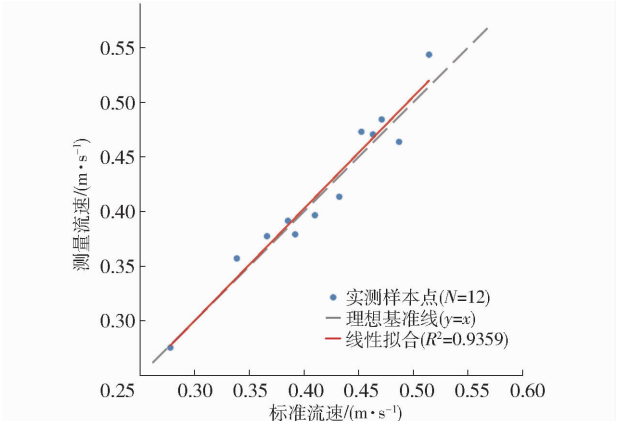


图 6 测量流速精度对比图
Fig.6 Measurement of flow velocity accuracy comparison chart

值之间的决定系数 R^2 达到 0.935 9, 显示出较高的线性相关性。在测量精度方面, 算法的平均相对误差仅为 3.44%, 均方根误差控制在 0.016 5 m/s 以内。无论是在 0.2 m/s 左右的低流速工况, 还是接近 0.6 m/s 的高流速工况, 算法均保持了稳定的测量精度, 未出现明显的测量饱和或精度衰减现象。

上述结果证实, 本文提出的基于稀疏网格采样与 ROI 约束的改进光流算法, 在显著提升计算效率的同时, 并未牺牲核心测量精度。其误差指标优于传统表面流速仪通常 $\pm 5\%$ 的精度标准, 验证了该算法在复杂野外环境下进行非接触式在线流量监测的可行性与可靠性。

2.3.3 光流算法流量误差分析

基于流速-面积法的测流原理, 明渠断面的瞬时流量计算精度取决于过水断面面积与平均流速的综合测量准确度。计算中取 $\eta_s = 0.9$ 。在综合流量测量精度验证环节, 试验构建了覆盖 0.013 9 ~ 0.044 4 m³/s 的流量测试工况, 将本系统计算得到的瞬时流量与高精度标准流量计读数进行回归分析, 如图 7 所示。

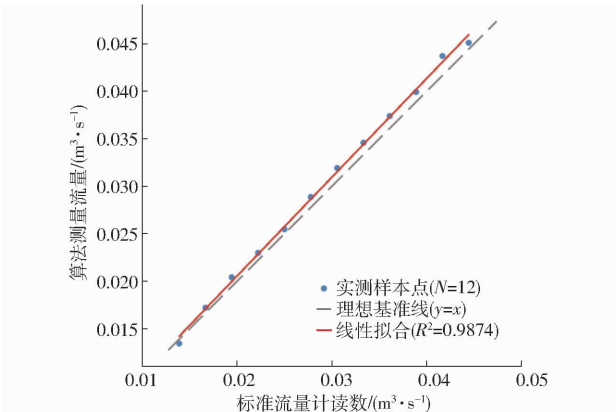


图 7 流量测量精度验证

Fig. 7 Flow measurement accuracy verification

试验结果显示, 系统测量值与标准真值之间呈现出较高的线性相关性, 决定系数 R^2 达 0.987 4, 表明系统能够精准响应流量的线性动态变化。在整个测试量程内, 流量测量的平均相对误差仅为 3.42%, 均方根误差为 0.001 1 m³/s。误差分布特性

分析进一步指出, 最大相对误差出现在低流量起步阶段, 随着流量增加, 相对误差整体呈收敛趋势并保持稳定。

综上所述, 本文构建的非接触式视觉测流系统实现了流速与水位数据的有效融合。系统在实际工况下的综合流量测量误差稳定控制在 $\pm 4\%$ 以内, 优于一般明渠流量测验 $\pm 5\%$ 的行业标准精度要求, 充分验证了该系统在复杂水利监测环境下的可靠性与实用价值。

3 结论

(1) 提出了轻量化改进稠密光流算法, 实现了表面流速的高效、高精度测量。针对传统光流法在复杂水面纹理下计算负荷过大的问题, 本文引入稀疏网格采样策略与 ROI 区域动态约束机制, 有效剔除了无效背景冗余计算, 提升了算法的实时处理性能。通过构建包含有效样本的验证数据集, 在 0.18 ~ 0.60 m/s 的宽流速域内对算法进行了全面评估。结果表明, 改进算法在保证计算效率的同时, 流速测量平均相对误差控制在 3.44%, 决定系数 R^2 达到 0.935 9, 均方根误差为 0.016 5 m/s, 展现出对低流速及高流速工况的良好适应性与鲁棒性。

(2) 构建了流速-水位多源数据融合模型, 确保了流量计算的综合准确度。针对单一视觉传感器无法获取断面深度的局限, 系统集成了高精度雷达水位计。基于流速-面积法的全量程流量比测结果显示, 在 0.013 9 ~ 0.044 4 m³/s 的流量范围内, 系统测量值与标准真值高度吻合, R^2 达到 0.987 4, 均方根误差为 0.001 1 m³/s, 综合流量测量平均相对误差仅为 3.42%, 远优于行业标准 $\pm 5\%$ 的精度要求, 验证了本文技术路线的科学性与实用性。

(3) 实现了测流系统的轻量化部署与工程化应用。本文算法通过优化核心算子与代码逻辑, 系统具备在低功耗嵌入式设备上稳定运行的能力。相较于传统 ADCP 或机械流速仪, 该系统具有非接触、低成本、易安装、全天候运行等优势, 能够有效解决偏远灌区及中小河道测量不准确的难题。

参 考 文 献

[1] Morchid A, Alblushi I G M, Khalid H M, et al. Integrating IoT and fuzzy logic for intelligent irrigation in sustainable agriculture for improving water scarcity: benefits and challenges[J]. Sustainable Computing: Informatics and Systems, 2025, 48: 101191.

[2] Ali F, Ramzani U U R, Jayakanthan M L, et al. Achieving 45 % water savings and 12 % forecast accuracy gain in 5G-enabled smart irrigation using IoT-based open-source technologies[J]. Sustainable Computing: Informatics and Systems, 2026, 50: 101306.

[3] 张成龙, 袁源, 徐浩林, 等. 基于动态引水过程的渠系水资源优化配置研究[J]. 农业机械学报, 2025, 56(11): 677 - 686.

- Zhang Chenglong, Yuan Yuan, Xu Haolin, et al. Canal system water resource optimization based on dynamic water diversion process[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(11): 677–686. (in Chinese)
- [4] Morchid A, Said Z, Tairi H. Innovative applications of internet of things and machine learning in sustainable agricultural irrigation management: benefits and challenges[J]. Smart Agricultural Technology, 2026, 13: 101661.
- [5] 王浩, 陈槐, 李丹勋, 等. 水平前向插入式流速仪对流速场影响的实验研究[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2016, 56(12): 1271–1277.
- Wang Hao, Chen Huai, Li Danxun, et al. Impact of horizontal plug-in flow meters on the velocity field: an experimental study[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2016, 56(12): 1271–1277. (in Chinese)
- [6] 于洋, 宗光华, 丁凤林. 超声波流量测量中流速计算方法的对比[J]. 北京航空航天大学学报, 2013, 39(1): 37–41.
- Yu Yang, Zong Guanghua, Ding Fenglin. Comparison of flow rate calculation method for ultrasonic flow measurement[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2013, 39(1): 37–41. (in Chinese)
- [7] 李冬, 孙建亭, 杜广生, 等. 结构参数对超声波流量计水流特性影响的研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4): 945–951.
- Li Dong, Sun Jianting, Du Guangsheng, et al. Study on the flow characteristics of ultrasonic flowmeter with different structure parameters[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(4): 945–951. (in Chinese)
- [8] De Serio F, Mossa M. Analysis of mean velocity and turbulence measurements with ADCPs[J]. Advances in Water Resources, 2015, 81: 172–185.
- [9] 范迪, 周钰慧, 孙慧敏, 等. 基于视觉的干渠流速测量技术综述[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(19): 7897–7908.
- Fan Di, Zhou Yuhui, Sun Huimin, et al. Overview of vision-based velocity measurement techniques in trunk canals[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(19): 7897–7908. (in Chinese)
- [10] Fleury M, Clark A F, Downton A C. Evaluating optical-flow algorithms on a parallel machine[J]. Image and Vision Computing, 2001, 19(3): 131–143.
- [11] 尹文庆, 浦浩, 胡飞, 等. 基于结构光视觉的联合收获机谷粒体积流量测量方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(9): 101–107.
- Yin Wenqing, Pu Hao, Hu Fei, et al. Measurement method of grain volume flow based on structured light[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(9): 101–107. (in Chinese)
- [12] Weitbrecht V, Kühn G, Jirka G H. Large scale PIV-measurements at the surface of shallow water flows[J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2002, 13(5–6): 237–245.
- [13] 杨方社, 李怀恩, 杨寅群, 等. 沙棘植物对水流表面流速横向分布影响的 PIV 野外试验[J]. 水力发电学报, 2011, 30(3): 132–137.
- Yang Fangshe, Li Huaian, Yang Yinqun, et al. Field experiment on the effects of seabuckthorn vegetation on the transverse distribution of surface water flow velocity with PIV technique[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2011, 30(3): 132–137. (in Chinese)
- [14] Fujita I, Muste M, Kruger A. Large-scale particle image velocimetry for flow analysis in hydraulic engineering applications[J]. Journal of Hydraulic Research, 1998, 36(3): 397–414.
- [15] 张振, 徐枫, 王鑫, 等. 河流水面成像测速研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(7): 1441–1450.
- Zhang Zhen, Xu Feng, Wang Xin, et al. Research progress on river surface imaging velocimetry[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(7): 1441–1450. (in Chinese)
- [16] Farnebäck G. Two-frame motion estimation based on polynomial expansion[M] // Bigun J, Gustavsson T. Image analysis. Berlin: Springer, 2003: 363–370.
- [17] 张聪炫, 周仲凯, 陈震, 等. 深度学习光流计算技术研究进展[J]. 电子学报, 2020, 48(9): 1841–1849.
- Zhang Congxuan, Zhou Zhongkai, Chen Zhen, et al. Research progress of deep learning based optical flow computation technology[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(9): 1841–1849. (in Chinese)
- [18] Zachary T, Jia D. RAFT: recurrent all-pairs field transforms for optical flow based on correlation blocks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2021, 28: 1575–1579.
- [19] 李娜, 江利明, 鲁茜, 等. 基于深度学习光流法的冰川流速遥感估算研究: 以格陵兰岛东北部冰川为例[J]. 地球物理学报, 2025, 68(11): 4114–4127.
- Li Na, Jiang Liming, Lu Qian, et al. Remote sensing estimation of glacier velocity based on deep learning optical flow method: a case study of glaciers in Northeast Greenland[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2025, 68(11): 4114–4127. (in Chinese)
- [20] Wei B, Wen Y, Liu X, et al. SOFNet: optical-flow based large-scale slice augmentation of brain MRI[J]. Displays, 2023, 80: 102536.
- [21] 于长东, 毕晓君, 韩阳, 等. 基于轻量化深度学习模型的粒子图像测速研究[J]. 光学学报, 2020, 40(7): 142–149.
- Yu Changdong, Bi Xiaojun, Han Yang, et al. Particle image velocimetry based on a lightweight deep learning model[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(7): 142–149. (in Chinese)
- [22] Dosovitskiy A, Fischer P, Ilg E, et al. FlowNet: learning optical flow with convolutional networks[C] // 2015 IEEE

International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 2015: 2758 – 2766.

[23] Raza S M, Abidi S M H, Masuduzzaman M, et al. Lightweight deep learning for visual perception: a survey of models, compression strategies, and edge deployment challenges[J]. *Neurocomputing*, 2025,656: 131357.

[24] Liu F, Li H, Hu W, et al. Review of neural network model acceleration techniques based on FPGA platforms[J]. *Neurocomputing*, 2024, 610: 128511.

[25] Chen H, Zhang Z, Su J, et al. Robust water level measurement using adaptive prompt staff gauge image segmentation based on EdgeSAM[J]. *Journal of Hydrology*, 2026, 666: 134724.

[26] Alwazzan M, Alattar A, Khudhur S. Modified algorithm to enhance illumination and detail in colour retinal images using the Clahe technique with a wiener filter[J]. *SSRN Electronic Journal*, 2022, 110: 109637.

[27] Fogelton A, Benesova W. Eye blink detection based on motion vectors analysis [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2016, 148: 23 – 33.

[28] Nie L, Jin J, Ma Y, et al. Vertical velocity profiles and mean flow prediction in rectangular open channels under various sediment concentrations[J]. *Flow Measurement and Instrumentation*, 2026, 108: 103174.

[29] Pumo D, Alongi F, Nasello C, et al. A simplified method for estimating the alpha coefficient in surface velocity based river discharge measurements[J]. *Journal of Hydrology*, 2025, 648: 132468.

[30] 王宝贺, 王竹青, 苏沛兰, 等. 基于水面一点法的明渠流量计算方法研究[J]. *节水灌溉*, 2023(5): 109 – 113, 121. Wang Baohe, Wang Zhuqing, Su Peilan, et al. Research on open channel flow calculation method based on water surface one point method[J]. *Water Saving Irrigation*, 2023(5): 109 – 113, 121. (in Chinese)

[31] Hauet A, Morlot T, Daubagnan L. Velocity profile and depth-averaged to surface velocity in natural streams: a review over a large sample of rivers[J]. *E3S Web of Conferences*, 2018, 40: 06015.

(上接第 286 页)

[19] 龙拥兵, 陈文瀚, 刘丹丹, 等. 基于机载激光雷达的水稻株高检测方法 with 泛化能力研究[J]. *农业机械学报*, 2026, 57(3): 129 – 139. Long Yongbing, Chen Wenhan, Liu Dandan, et al. Rice plant height detection method and generalization ability based on UAV LiDAR[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2026, 57(3): 129 – 139. (in Chinese)

[20] Gao M, Yang F, Wei H, et al. Individual maize location and height estimation in field from UAV-Borne LiDAR and RGB images[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14: 2292.

[21] 苗艳龙, 彭程, 高阳, 等. 基于地基激光雷达的玉米株高与茎粗自动测量研究[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(增刊): 43 – 50. Miao Yanlong, Peng Cheng, Gao Yang, et al. Automatic measurement of plant height and stem thickness of maize based on terrestrial laser scanning[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(S1): 43 – 50. (in Chinese)

[22] Malambo L, Popescu S C, Murray S C, et al. Multitemporal field-based plant height estimation using 3D point clouds generated from small unmanned aerial systems high-resolution imagery[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018, 64: 31 – 42.

[23] Luo S, Liu W, Zhang Y, et al. Maize and soybean heights estimation from unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR data[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 182: 106005.

[24] 王庆, 车荧璞, 柴宏红, 等. 基于无人机可见光与激光雷达的甜菜株高定量评估[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(3): 178 – 184. Wang Qing, Che Yingpu, Chai Honghong, et al. Quantitative evaluation of sugar beet plant height based on UAV – RGB and UAV – LiDAR[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(3): 178 – 184. (in Chinese)

[25] Liu T, Zhu S, Yang T, et al. Maize height estimation using combined unmanned aerial vehicle oblique photography and LiDAR canopy dynamic characteristics[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 218: 108685.

[26] Zhang W, Qi J, Wan P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8: 501.

[27] Che Y, Wang Q, Xie Z, et al. Estimation of maize plant height and leaf area index dynamics using an unmanned aerial vehicle with oblique and nadir photography[J]. *Annals of Botany*, 2020, 126: 765 – 773.

[28] Yang W, Wu J, Xu W, et al. Comparative evaluation of the performance of the PTD and CSF algorithms on UAV LiDAR data for dynamic canopy height modeling in densely planted cotton[J]. *Agronomy*, 2024, 14: 856.