

河流表面时空图像纹理角检测及判别方法研究*

刘家铭 夏兴宇 汪隽泽 张 振
(河海大学信息科学与工程学院 常州 213200)

摘要: 时空图像测速法是一种空间分辨率高、实时性强的一维时均流速测量方法,但在复杂场景下运行时易产生粗大误差,需根据场景人工调参导致环境适应性较差。对此,本文提出一种纹理角检测及判别融合的方法,在纹理增强与频域变换的基础上通过图像分割将频谱中的有效与无效信号分离,在纹理角检测的同时利用分割后的信号局部特征进行统计判别,从而减少错误角度的噪声干扰,并开展了参数测定、敏感性分析、多场景对比、流速比测和率定检验实验。结果表明:当采用大样本统计优化后的参数时,本文方法在多场景测量中的平均绝对误差相比于3种不同积分半径的频域时空图像测速法分别减少了58.32%、42.94%、29.66%,均方根误差分别减少了36.90%、22.60%、13.56%。在攀枝花站和茅洲河站的测流实验中的相对误差在7.88%以内,并利用攀枝花站的数据进行率定分析,实验得出断面流量系统误差为0.188%,随机不确定度为4.879%,关系曲线检验中的符号检验、适线检验、偏离数值检验均合格,验证了本文方法运用在复杂场景测流中的有效性和可靠性。

关键词: 河道水流测量;时空图像测速;图像分割;纹理角检测;纹理角判别

中图分类号: TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Research on texture orientation detection and discrimination method for space-time images of river surface

Liu Jiaming Xia Xingyu Wang Junze Zhang Zhen

(College of Information Science and Engineering, Hohai University, Changzhou 213200, China)

Abstract: Space-time image velocimetry is a one-dimensional time-averaged flow velocity measurement method characterized by high spatial resolution and real-time performance. However, it is susceptible to gross errors in complex scenarios and requires manual parameter tuning, limiting its environmental adaptability. To overcome this, this paper proposes a fused method combining texture orientation detection and discrimination. Based on texture enhancement and frequency domain transformation, image segmentation is used to separate valid and invalid signals in the spectrum. While detecting texture angles, the local features of the segmented signal are used for statistical discrimination, thereby reducing noise interference from erroneous angles. Parameter determination, sensitivity analysis, multi-scene comparison, flow rate ratio measurement and calibration test experiments are also carried out. Results show that with parameters optimized via large-sample statistics, the proposed method reduces mean absolute error by 58.32%, 42.94% and 29.66% compared to frequency-domain velocimetry using three different integration radii. Root mean square error is reduced by 36.90%, 22.60% and 13.56%, respectively. In velocimetry measurements at Panzhihua and Maozhouhe stations, the relative error remained within 7.88%. Calibration at Panzhihua showed a systematic error of 0.188% and random uncertainty of 4.879% in cross-sectional flow. The sign test, line fit test, and deviation test all passed, confirming the method's accuracy and robustness in complex flow scenarios.

Keywords: river flow measurement; space-time image velocimetry; image segmentation; texture orientation detection; texture orientation discrimination

0 引 言

随着全球气候变化加剧,极端天气事件频发,传统的防

洪抗旱措施已难以应对日益复杂的水资源管理需求^[1]。天然河流的表面流速作为水文研究的重要参数,能够为水灾害预测提供有效的依据,因此河道水流的长期监测是水灾

害防治的重要非工程措施^[2-3]。然而传统接触式测量技术需将传感器设备直接布设于水体中,高洪期间的急流、高含沙量及漂浮物冲击易造成仪器损坏,甚至威胁操作人员安全,且天然河流复杂的紊流特性很难采用点测量技术快速获取^[4-5],使得传统的接触式测流方法无法开展布置或仪器不能正常施测。

在此背景下,基于图像法的非接触式测流技术因其高效、安全而得到广泛关注与应用^[5-7]。根据运动矢量估计方法的不同主要可分为 Muste 等^[8]提出的大尺度粒子图像测速(large-scale image velocimetry, LSPIV)和 Fujita 等^[9]提出的时空图像测速(space-time image velocimetry, STIV)两类。LSPIV 是一种网格化的二维瞬时运动矢量估计方法,通过对多幅瞬时流速场进行矢量平均重建时均流速场;STIV 采用平行于顺流方向的测速线作为分析区域,尽管仅能测量一维流速,但 STIV 空间分辨率能达到单像素水平,且算法效率较高,更适合小倾角拍摄的岸基式河流^[10]。

在 STIV 中,纹理主方向(main orientation of texture, MOT)的检测精度直接影响最终流速测量结果。当前主流算法根据处理域差异可分为空域和频域两类:在空域方法中,文献[9-11]提出的梯度张量法(gradient tensor method, GTM)和二维自相关函数法(two-dimensional autocorrelation function, QESTA)等典型算法普遍存在对示踪粒子可见性与稳定性要求严苛、对局部噪声敏感度高,或算法复杂度较高等问题,制约了其实际工程应用价值。相较而言,Zhang 等^[12-13]采用的基于快速傅里叶变换的频域法(FFT-STIV)通过将空域复杂的 MOT 检测转换为在频域中搜索频谱主方向,提升了抗噪性并降低了计算复杂度,但在复杂条件如环境噪声较大的耀光、驻波等场景,或是流速脉动的紊流场景下由于纹理受到干扰导致频谱出现旁瓣或有效谱线出现展宽的趋势而引起误检。近年来多种方法被提出以减少噪声干扰的影响:Zhao 等^[14]提出的频域滤波法通过在频谱中设置扇形掩膜去噪,滤波后的纹理的一致性和连续性得到显著改善。但滤波器的半径、方向角、通带夹角等参数在不同场景下的设置较为敏感^[15],且方向角的正确选取仍依赖于 MOT 的高精度检测^[16];文献[17-19]采用的深度学习法利用深度卷积神经网络强大的特征提取和非线性拟合能力构建分类或回归模型预测 MOT,可实现端到端的预测,无需人工调参。但其可解释性较差,且模型泛化能力仍待提高,需不断引入增强学习以改善新增场景的检测精度。

针对上述问题,本文首先介绍 FFT-STIV 原理并提出了一种纹理角检测及判别融合的方法,接着开展了参数测定与敏感性分析实验,然后在 8 种典型场景下的时空图像数据集以及攀枝花站和茅洲河站进行对比实验,最后通过攀枝花站的断面流量率定检验验证方法的有效性。

1 基于 FFT-STIV 的纹理角检测法

STIV 基于时空图像(space-time image, STI)的纹理方向性特征实现流速测量,其核心是通过分析流体表面示踪物(如水面波纹、漂浮粒子等)在连续图像序列中的运动模式,将时空信息映射为二维灰度图像。

STI 合成过程如图 1(a)所示,在 M 帧图像中沿待测水流的运动方向设置一组单像素宽、 N 像素长的测速线,提取该线上各像素的灰度值并按时间顺序堆叠,最终形成一幅 $M \times N$ 像素的 STI。由于水流示踪物在短时间内的连续性运动,STI 中会呈现具有显著方向性的斜纹理特征,主要纹理方向与时间轴(纵坐标轴)的夹角 δ 定义为 STI 的 MOT,如图 1(b)所示。

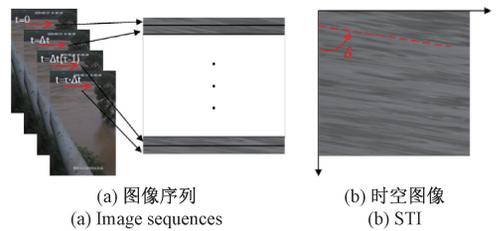


图 1 时空图像合成过程

Fig. 1 Process of STI synthesis

设示踪物在时间 T 内沿着某条测速线方向运动了距离 D ,映射在图像坐标系下表现为在 τ 帧内运动了 d 像素,则对应的测速线上的一维时均流速 V 可以表示为:

$$V = \frac{D}{T} = \frac{d \cdot \Delta s}{\tau \cdot \Delta t} = \tan \delta \cdot \frac{\Delta s}{\Delta t} = v \cdot \Delta s \quad (1)$$

式中: Δt 为时间间隔; v 表示光流运动矢量的大小; V 和 v 间仅存在一个由测速线上的尺度因子 Δs 表示的缩放关系。

为了更好地检测 MOT,提高纹理特征提取对各种复杂场景的适应性,一般采用方向滤波器等纹理增强算法,通过卷积运算定向抑制噪声干扰并增强有效纹理的连续性^[20],原始时空图像和增强后的时空图像如图 2、3 所示。

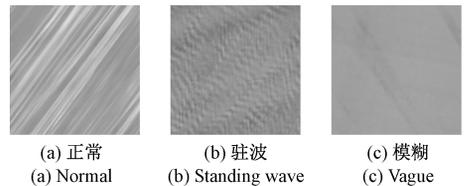


图 2 原始时空图像

Fig. 2 Original STI

FFT-STIV 通过对增强后的 STI 进行二维傅里叶变换,将空域图像转换至频域中搜索频谱主方向 θ_m ,如图 4 所示。对于尺寸为 $M \times N$ 的图像 $f(x, y)$,在直角坐标系下的二维傅里叶变换公式为:

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi(ux/N+vy/M)} = R(u, v) + jI(u, v) \quad (2)$$

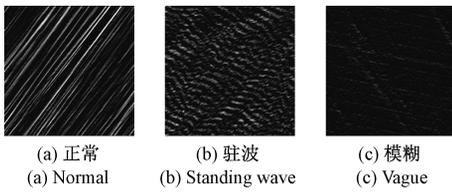


图3 纹理增强后的时空图像

Fig.3 Texture-enhanced STI

对应的频谱可用实部 $R(u, v)$ 和虚部 $I(u, v)$ 的平方和根表示:

$$|F(u, v)| = [R^2(u, v) + I^2(u, v)]^{1/2} \quad (3)$$

如图4(a)所示,频谱中像素的灰度反映 $F(u, v)$ 的大小。在频谱中以图像的中心为原点 O , R 为半径(取值通常为STI宽度的一半)设置搜索线,并以步进 $\Delta\theta = 0.1^\circ$ 在 $0^\circ \sim 180^\circ$ 的区间上建立极坐标,将搜索线上的灰度分布 $F(r, \theta)$ 按式(4)进行求和得到每个角度上的能量,其全局最大值对应的角度即为 θ_m ,如图4(b)虚线所示。 θ_m 和 δ 满足式(5)的正交关系,因此只要检测出 θ_m , 就可以间接获得对应的MOT。

$$P(\theta) = \sum_{r=0}^R |F(r, \theta)| \quad (4)$$

$$\theta_m = \delta + 90^\circ \quad (5)$$

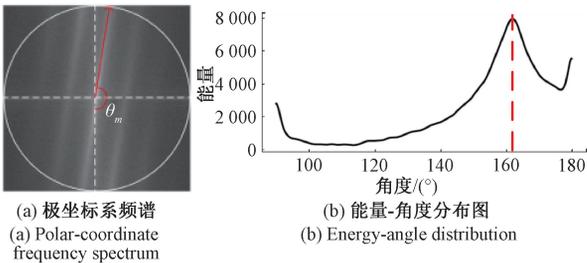


图4 频谱主方向检测

Fig.4 Detection of the main orientation of spectrum

2 纹理角检测及判别方法

2.1 实现流程

天然河流环境复杂,合成STI的纹理会受到各种噪声干扰,固定取值的 R 不能适应各个复杂场景的准确测量,需根据场景人工改变 R 才能提高准确率。针对这个问题,本文提出一种纹理角检测及判别融合的方法,通过图像分割将频谱中的有效与无效信号分离,在纹理角检测的同时利用分割后的信号局部特征进行统计判别,从而减少错误角度的噪声干扰。该方法虽涉及参数设置,但通过大样本统计优化后可固化为默认配置,在复杂环境中无需人工干预即可保持鲁棒性,有效解决了传统方法依赖手动调参的缺陷。完整的方法实现流程如图5所示,使用开源计算机视觉库OpenCV实现。

2.2 图像分割

纹理增强能在一定程度上抑制噪声,但在极端条件下

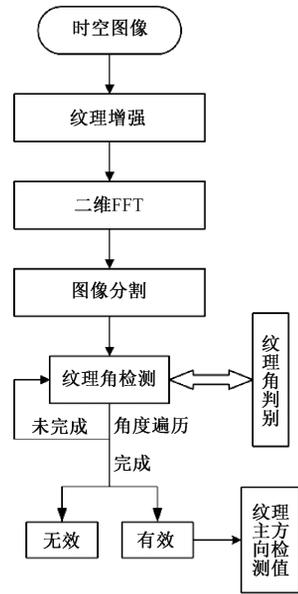


图5 方法实现流程

Fig.5 Algorithmic implementation procedure

误检仍较严重。图6为正常、驻波、模糊场景下原STI纹理增强后的频谱。图6(a)的有效谱线较为清晰,而测流环境中若存在重力波扩散问题则会带来图6(b)所示的旁瓣干扰,这些旁瓣不仅长度较长,而且能量分布较为明显,其强度甚至超过代表真实水流纹理的有效谱线,导致FFT-STIV错误地将旁瓣对应的方向角识别为MOT。当水面缺乏明显的波动和流速变化导致STI中的流动纹理显著减少且模糊不清时则会带来图6(c)所示的有效谱线展宽以至出现无效谱线的问题,同样会导致FFT-STIV的误检。

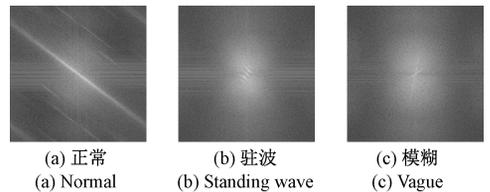


图6 原STI纹理增强后的频谱

Fig.6 Spectrum of the original STI texture after enhancement

针对上述问题,本文首先通过阈值处理将有效谱线与旁瓣或噪声进行图像分割,将灰度不高于阈值 T 的像素置零,保留高于 T 的像素原值:

$$s(x, y) = \begin{cases} g(x, y), & g(x, y) > T \\ 0, & g(x, y) \leq T \end{cases} \quad (6)$$

式中: $s(x, y)$ 代表阈值处理后的像素值。

由于不同STI的灰度直方图分布不同,阈值处理采用等量保留原则,即通过动态调整 T ,使不同频谱保留相同数量的高亮度像素(保留比例记为 P):

$$\sum_{i=T}^{255} n_i = P \times N^2 \quad (7)$$

式中: n_i 代表灰度值为 i 的像素数量。

图像分割不仅屏蔽低强度噪声干扰,还通过标准化特征密度为之后的纹理角判别提供统一输入基准。 T 的确定依赖于 P , 而对于 P 的选择则以使 MOT 的检测精度更高为原则。图 7 为 $P=1.1\%$ 时的图像分割效果。

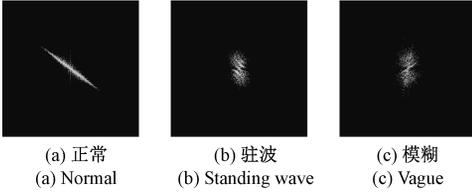


图 7 图像分割后的频谱

Fig. 7 Spectrum after image segmentation

2.3 矩形搜索线

如图 4 所示,传统极坐标积分采用单像素宽搜索线进行像素能量累积。然而代表有效信息的谱线宽度一般大于一个像素,若采用这种极坐标积分方式,搜索线可能无法充分覆盖高亮像素导致检测准确率降低,因此利用式(8)~(9)实现的矩形搜索线进行能量累积运算。矩形搜索线区域如图 8 虚线框所示。

$$\delta(x \cdot \sin\theta - y \cdot \cos\theta) = \begin{cases} 0, & |x \cdot \sin\theta - y \cdot \cos\theta| > \Delta \\ 1, & |x \cdot \sin\theta - y \cdot \cos\theta| \leq \Delta \end{cases} \quad (8)$$

$$R(\theta) = \sum_{y=-N/2}^{N/2} \sum_{x=0}^{\sqrt{N^2/4-y^2}} f(x,y) \delta(x \cdot \sin\theta - y \cdot \cos\theta) \quad (9)$$

通过控制 Δ 的大小,即可控制搜索线的宽度 w ,从而控制其覆盖的像素数量。 Δ 与 w 的关系如下:

搜索线方向由 θ 决定,其方向向量为:

$$\vec{l} = (\cos\theta, \sin\theta) \quad (10)$$

与搜索线垂直的法向量为:

$$\vec{n} = (\sin\theta, -\cos\theta) \quad (11)$$

w 为搜索线边缘点到直线中心的两倍代数距离,故:

$$w = 2 \times \frac{|x \cdot \sin\theta - y \cdot \cos\theta|}{\sqrt{\sin^2\theta + \cos^2\theta}} = 2\Delta \quad (12)$$

在确定 w 后,需通过角度遍历策略覆盖可能的频谱主方向。由于背景噪声的干扰通常会在 0° 和 90° 方向产生明显的直流分量,为避免其干扰并覆盖常见 MOT 范围,遍历角度设定为 $\theta = 1^\circ \sim 89^\circ$ 及 $91^\circ \sim 179^\circ$, 步进为 0.1° 。

2.4 纹理角判别

经过前述纹理增强、二维 FFT 以及图像分割后,图 7(a)依然呈现出一条过频谱中心的明显直线,图 7(b)的旁瓣与频谱中心存在一段高亮像素较少的区域,而图 7(c)中非真实纹理方向的展览谱线因能量发散导致高亮像素离散分布。因此纹理角判别可以转化为在图像分割后的频谱中能否检测出过频谱中心直线的问题。由于图像分割后的频谱拥有在低频区域集中的能量较多的局部特征,利用该

特征可将问题进一步简化为判别频谱低频区域中高亮像素能否组织为一条可被感知识别的直线。

如图 8 红色实线矩形框所示,在频谱低频区沿待测角度方向设置区域大小为 Q 的统计窗口用于纹理角判别。在角度遍历过程中,纹理角检测与判别同时执行。对当前角度,统计窗口内高亮像素数 V :

$$v(x,y) = \begin{cases} 1, & s(x,y) \neq 0 \\ 0, & s(x,y) = 0 \end{cases} \quad (13)$$

$$V = \sum_{y=0}^{Q_{ym}} \sum_{x=0}^{Q_{xm}} v(x,y) \quad (14)$$

式中: Q_{xm} 与 Q_{ym} 为统计窗口中绝对值最大的 x 值和 y 值。

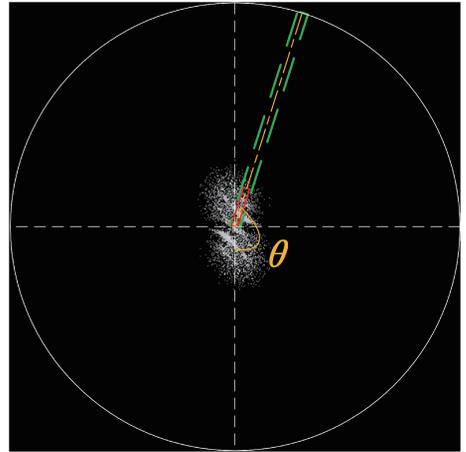


图 8 矩形搜索线与统计窗口示意图

Fig. 8 Schematic diagram of the rectangular search line and statistics window

若 V 小于预设数量比较值 C ,立即判定该角度无效并步进至下一角度;若 V 不小于 C ,则继续完成当前角度的能量累积运算。若遍历所有角度后均未通过纹理角判别,则判定原始 STI 无效,从而通过纹理角判别完成 STI 有效性判别。

如图 9 所示,图 9(a)和(b)为驻波场景的能量-角度分布和高亮像素数-角度分布,图 9(c)和(d)为模糊场景的能量-角度分布和高亮像素数-角度分布。虚线代表 FFT-STIV 由于旁瓣或谱线展宽影响导致能量峰值出现在错误角度的误检值;实线代表通过纹理角判别后检测出的对应正确角度的能量峰值;点划线表示数量比较值 C ,高亮像素数小于 C 的角度被判断为无效。可以看到,通过纹理角判别,有效避免了能量峰值更大的错误角度干扰,从而减少粗大误差,提高了 MOT 检测的准确性和鲁棒性。

纹理角判别的参数通过对大量实验数据建立评价模型选取。由于数据较为充足,本文采用熵权 TOPSIS 模型计算纹理角判别参数的评价指标 Λ [21]。具体方法如下:

设原始评价指标矩阵为:

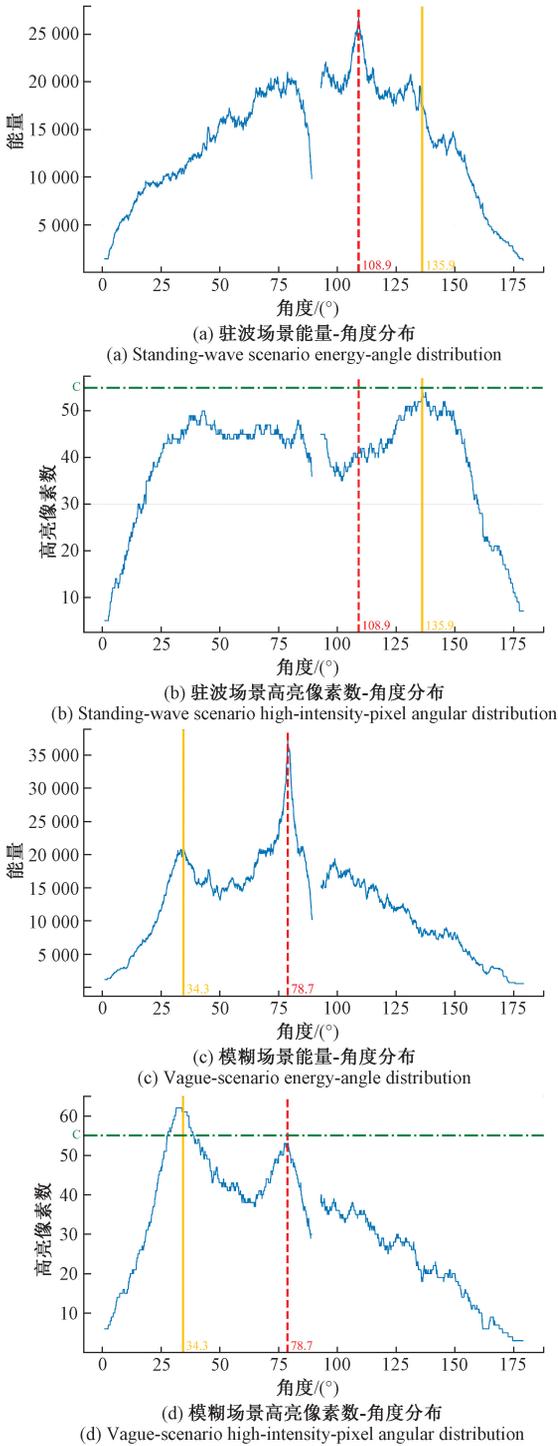


图9 能量-角度分布与高亮像素数-角度分布

Fig. 9 Energy-angle distribution and high-intensity-pixel angular distribution

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{12} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \quad (15)$$

利用式(16)~(17)分别对收益指标和成本指标进行处理,得到标准化矩阵式(18)。

$$r_{ij} = \frac{a_{ij} - \min(a_{ij})}{\max(a_{ij}) - \min(a_{ij})} \quad (16)$$

$$r_{ij} = \frac{\max(a_{ij}) - a_{ij}}{\max(a_{ij}) - \min(a_{ij})} \quad (17)$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{12} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \cdots & r_{mn} \end{bmatrix} \quad (18)$$

式中: a_{ij} 为第 i 项方案第 j 个指标的初始值, \mathbf{R} 为标准化评价矩阵, r_{ij} 为第 i 项方案第 j 个指标的标准化值; $i = 1, 2, \dots, m$, m 为方案数; $j = 1, 2, \dots, n$, n 为评价指标数。

熵权法能有效兼顾评价指标的变异程度,客观反映其重要性。熵权计算公式为:

$$\omega_j = \frac{1 - H_j}{n - \sum_{j=1}^n H_j} \quad (19)$$

式中: $H_j = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln p_{ij}$ 为信息熵; $p_{ij} = \frac{r_{ij}}{\sum_{i=1}^m r_{ij}}$ 为指

标的特征比重。

下一步运用 ω_j 构建加权规范化评价矩阵 \mathbf{Z} , 具体计算公式为:

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & \cdots & z_{1n} \\ z_{21} & z_{22} & \cdots & z_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ z_{m1} & z_{m2} & \cdots & z_{mn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} \cdot \omega_1 & r_{12} \cdot \omega_2 & \cdots & r_{1n} \cdot \omega_n \\ r_{21} \cdot \omega_1 & r_{22} \cdot \omega_2 & \cdots & r_{2n} \cdot \omega_n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{m1} \cdot \omega_1 & r_{m2} \cdot \omega_2 & \cdots & r_{mn} \cdot \omega_n \end{bmatrix} \quad (20)$$

然后构造正理想解向量 $\mathbf{Z}^+ = (z_1^+, z_2^+, \dots, z_n^+)$, 负理想解向量 $\mathbf{Z}^- = (z_1^-, z_2^-, \dots, z_n^-)$, 计算如下:

$$\mathbf{Z}^+ = \{ \max_{1 \leq j \leq n} z_{ij} \mid j = 1, 2, \dots, n \} = \{ z_1^+, z_2^+, \dots, z_n^+ \} \quad (21)$$

$$\mathbf{Z}^- = \{ \min_{1 \leq j \leq n} z_{ij} \mid j = 1, 2, \dots, n \} = \{ z_1^-, z_2^-, \dots, z_n^- \} \quad (22)$$

之后计算各项方案到正理想解与负理想解的距离 d_i^+ 和 d_i^- :

$$d_i^+ = \| z_i - \mathbf{Z}^+ \| = \sqrt{\sum_{j=1}^n (z_{ij} - z_j^+)^2}, i = 1, 2, \dots, m \quad (23)$$

$$d_i^- = \| z_i - \mathbf{Z}^- \| = \sqrt{\sum_{j=1}^n (z_{ij} - z_j^-)^2}, i = 1, 2, \dots, m \quad (24)$$

最后计算各项方案的相对贴近度 \mathbf{A}_i , 其取值范围介

于 $[0, 1]$,且 Δ_i 越大表明越接近正理想解:

$$A_i = \frac{d_i^-}{d_i^+ + d_i^-} \quad (25)$$

3 实验与分析

3.1 实验数据

本文采用的实验数据来源于分布各地的攀枝花、河边、彭坊、前埠村、坳下坪、茅洲河 6 个水文站,覆盖多样流态(山区急流、平原缓流、城市河道)及复杂环境(耀光、驻波等)。摄像机垂直于水流方向架设,测速线沿河流方向对齐,通过实时视频拍摄合成 STI。最终合成并分类为 8 种场景的 STI 如图 10 所示。

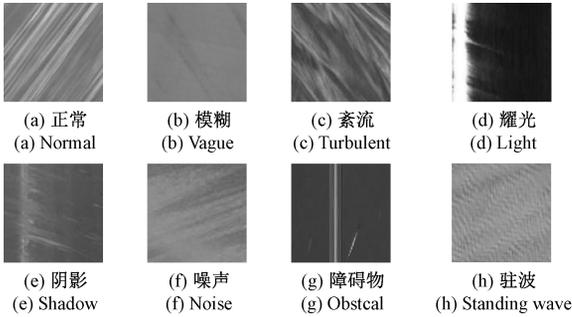


图 10 各场景时空图像

Fig. 10 Multi-scenario STI

首先通过人工标记图像 MOT 初始值(允许随机误差 $\leq 2^\circ$),随后采用 FFT-STIV(精度 0.1°)进行二次校验。若人工标注与 FFT-STIV 检测结果的绝对差值小于 1° ,则采纳 FFT-STIV 高精度结果;反之该 STI 被归类为复杂场景,保留人工标注值。最终标注的 MOT 范围为 $0^\circ \sim 180^\circ$,支持 0.1° 级小数精度。为提升数据多样性,对原始 STI 进行缩放和全角度旋转增强(旋转范围 $0^\circ \sim 180^\circ$,步长 1°),扩展图像数量至 58 054 张,大小为 600×600 像素。其中正常场景 28 000 张,噪声场景 3 800 张,障碍物场景 1 092 张,耀光场景 1 928 张,紊流场景 5 804 张,驻波场景 10 850 张,阴影场景 2 116 张,模糊场景 4 464 张,通过增加实验数据的数量和种类确保优化参数的普适性,获取在任意场景下均表现较优的参数。

数据分析涉及的评价指标有由式(26)计算的绝对误差(mean absolute error, MAE)、式(27)计算的均方根误差(root mean square error, RMSE)和式(28)计算的决定系数 R^2 :

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (26)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (27)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (28)$$

式中: \hat{y}_i 为标注值, y_i 为检测值, n 为数据集图像总数, y'_i 为回归模型的预测值, \bar{y} 为 y_i 的均值。

3.2 图像分割与矩形搜索线参数测定实验

由于 P 控制像素数量, Δ 控制搜索线宽度,因此 MOT 检测的准确率同时与 P 和 Δ 有关。本节在不采用纹理角判别的情况下通过对 MOT 进行检测并分析准确度,最终确定表现最优的一组 P 和 Δ 。首先用小批量数据确定 P 和 Δ 表现较优的区间,然后使用 28 000 张正常场景下的图像进行实验。

取 P 在区间 $[0.8\%, 1.4\%]$,步进为 0.1% ; Δ 在区间 $[1.3, 1.9]$,步进为 0.1 。程序计算得出的 MOT 与实际值之间的 MAE 如表 1 所示。从中可以看出当 $P=1.1\%$, $\Delta=1.6$ 时 MAE 最小,检测精度最高,可以视为统计最优参数。

表 1 图像分割与矩形搜索线参数实验结果

Table 1 Experimental results of image segmentation with rectangular search line parameters ($^\circ$)

Δ	P						
	0.8%	0.9%	1.0%	1.1%	1.2%	1.3%	1.4%
1.3	0.235	0.231	0.228	0.222	0.227	0.229	0.233
1.4	0.276	0.275	0.272	0.271	0.278	0.282	0.287
1.5	0.253	0.252	0.253	0.252	0.262	0.271	0.280
1.6	0.186	0.175	0.161	0.134	0.161	0.179	0.197
1.7	0.231	0.228	0.222	0.220	0.226	0.231	0.237
1.8	0.208	0.203	0.198	0.192	0.196	0.200	0.203
1.9	0.235	0.233	0.230	0.228	0.231	0.237	0.247

3.3 纹理角判别参数测定实验

纹理角判别是通过调节 Q 和 C 判别检测角度的有效性,从而减少噪声干扰对纹理检测的影响,其取值会影响检测的 MAE、RMSE 和判为有效的 STI 数量。设 E 代表判为有效的 STI 数量,取 $P=1.1\%$, $\Delta=1.6$,依然先用小批量数据确定 Q 和 C 表现较优的大致范围,然后使用 9 979 张正常场景及 30 054 张其他场景共 40 033 张图像进行实验。

实验中发现当 $Q/(Q-C)$ 的值在 $6.5 \sim 8$ 时效果较好,取 Q 在区间 $[60, 64]$,步进为 1 ; C 在区间 $[51, 56]$,步进为 1 ,且 $Q/(Q-C)$ 的比值在区间 $[6.5, 8]$ 。建立熵权 TOPSIS 模型进行分析,最终结果如表 2 所示,从中可以看出当 $Q=63$, $C=55$ 时 Δ 最大,可以视为统计最优参数。

由于图像分割时将 P 作为统一标准,因此在对不同大小的 STI 进行处理时仅需对参数按比例调整。若要处理 $N \times N$ 大小的 STI,其统计最优参数 Δ_N 、 Q_N 和 C_N 的计算公式为式(29)~(31), C_N 向最近的数取整, Q_N 以使 Q_N 与 C_N 之比更接近 Q 与 C 之比为原则取整。由此可将参数拓展到实际应用中采用不同测速线长度和捕获帧数生成任意大小的 STI 的情况。

表2 纹理角判别参数实验结果

Table 2 Experimental results on texture angle discrimination parameters

Q	C	MAE	RMSE	E	Δ
60	52	4.43	15.46	27 240	0.512
60	51	5.16	17.00	28 353	0.462
61	53	4.27	15.13	26 985	0.526
61	52	4.98	16.55	28 118	0.476
62	54	4.20	15.05	26 752	0.505
62	53	4.77	16.12	27 865	0.501
63	55	3.95	14.26	26 514	0.552
63	54	4.61	15.80	27 634	0.519
64	56	3.88	14.14	26 310	0.538
64	55	4.45	15.46	27 401	0.542

表4 不同参数对下进行 MOT 检测的 RMSE

Table 4 RMSE of MOT detection under different parameter pairs

Q-C	P-Δ						
	0.8-1.3	0.9-1.4	1.0-1.5	1.1-1.6	1.2-1.7	1.3-1.8	1.4-1.9
60-52	10.27	12.01	13.77	15.30	16.97	17.97	19.24
60-51	11.25	13.18	15.04	16.88	18.11	19.28	20.28
61-53	10.02	11.90	13.42	15.00	16.73	17.78	18.94
61-52	11.01	12.69	14.59	16.45	17.93	18.91	19.97
62-54	9.86	11.61	12.98	14.89	16.31	17.46	18.77
62-53	10.72	12.27	14.24	16.02	17.63	18.50	19.73
63-55	9.82	11.25	12.78	14.28	15.95	17.11	18.42
63-54	10.32	12.10	13.91	15.66	17.27	18.24	19.49
64-56	9.49	11.02	12.41	14.12	15.56	16.82	18.07
64-55	10.17	11.89	13.64	15.35	16.88	18.09	19.27

$$\frac{\Delta_N}{N} = \frac{\Delta}{600} \tag{29}$$

$$\frac{Q_N}{N^2} = \frac{Q}{600^2} \tag{30}$$

$$\frac{C_N}{N^2} = \frac{C}{600^2} \tag{31}$$

3.4 敏感性分析

为了探究关键参数 P、Δ、Q、C 对 MOT 检测的影响,以 3.3 节中使用的 40 033 张时空图像为实验样本开展敏感性分析实验。由于 P 或 Δ 增大都会导致搜索线区域中的高亮像素数增多,Q、C 为纹理角判别中密不可分的一对参数,因此划分 P-Δ 与 Q-C 两组参数对进行分析。采用不同参数对进行 MOT 检测所得 MAE、RMSE 和有效 STI 数分别如表 3、4、5 所示。

表5 不同参数对下进行 MOT 检测的有效 STI 数

Table 5 The number of effective STIs for MOT detection under different parameter pairs

Q-C	P-Δ						
	0.8-1.3	0.9-1.4	1.0-1.5	1.1-1.6	1.2-1.7	1.3-1.8	1.4-1.9
60-52	24 380	25 356	26 311	27 232	28 124	28 778	29 564
60-51	25 356	26 398	27 440	28 346	29 193	29 945	30 673
61-53	24 161	25 132	26 093	26 979	27 862	28 564	29 323
61-52	25 109	26 137	27 155	28 112	28 982	29 705	30 445
62-54	23 953	24 933	25 905	26 745	27 607	28 348	29 112
62-53	24 892	25 897	26 920	27 859	28 730	29 478	30 229
63-55	23 748	24 737	25 699	26 514	27 381	28 142	28 895
63-54	24 668	25 672	26 681	27 627	28 496	29 246	29 980
64-56	23 572	24 524	25 488	26 308	27 180	27 913	28 672
64-55	24 432	25 446	26 460	27 395	28 263	29 019	29 770

表3 不同参数对下进行 MOT 检测的 MAE

Table 3 MAE of MOT detection under different parameter pairs (°)

Q-C	P-Δ						
	0.8-1.3	0.9-1.4	1.0-1.5	1.1-1.6	1.2-1.7	1.3-1.8	1.4-1.9
60-52	2.56	3.11	3.75	4.39	5.17	5.72	6.40
60-51	2.85	3.57	4.35	5.13	5.81	6.49	7.11
61-53	2.48	3.06	3.64	4.24	5.02	5.61	6.24
61-52	2.76	3.41	4.15	4.95	5.69	6.30	6.92
62-54	2.43	2.96	3.50	4.16	4.83	5.46	6.13
62-53	2.68	3.27	4.01	4.74	5.54	6.10	6.79
63-55	2.40	2.85	3.41	3.96	4.68	5.29	5.98
63-54	2.58	3.18	3.87	4.58	5.37	5.97	6.65
64-56	2.32	2.78	3.29	3.87	4.52	5.14	5.81
64-55	2.52	3.09	3.75	4.42	5.18	5.85	6.51

从实验结果可以看出,随着 P-Δ 对的增大,MAE、RMSE 与 E 也随之增大,说明搜索线内的高亮像素增多可以将更多的纹理角判定为有效,但也会增大检测的误差。而当 Q 增大 C 减小时,MAE、RMSE 与 E 同样也会增大,说明纹理角判别的统计窗口所容许的置零像素越多,能检测到的有效 STI 数量越多,但误差也会随之增大。实际检测中希望在减小 MAE 和 RMSE 的同时增大有效 STI 的数量,本文通过 3.2 与 3.3 节的实验分析确定了最终的关键参数。

值得注意的是,由于式(4)的 FFT-STIV 能量累加式仅需对半径求和,而本文方法采用矩形区域同时进行能量累加以及纹理角判别,需要对 x、y 两个自变量进行二重求和,因此算法复杂度高于 FFT-STIV。当积分半径 R =

$N/2$, 在 12th Gen Intel (R) Core (TM) i7-12700 H (2.30 GHz) CPU 上开展实验时 FFT-STIV 处理一幅 STI 用时 0.121 s, 而本文方法由于通过纹理角判别减少了无效角度的计算, 因此对有效 STI 和无效 STI 的平均计算时间不同。 $P = 1.1\%$, $\Delta = 1.6$, $Q = 63$, $C = 55$ 时本文方法在本节的 40 033 张图像中开展实验的结果为有效 STI 平均用时 1.988 s, 无效 STI 平均用时 0.151 s, $R^2 = 98.2\%$ 。

3.5 多场景对比实验

为验证本文方法在多场景测量时的适应性, 将 3.4 节中 $P = 1.1\%$, $\Delta = 1.6$, $Q = 63$, $C = 55$, $R = N/2$ 的实验结果与采用不同积分半径的 FFT-STIV 进行对比实验, 实验数据为该组参数下判为有效的 26 514 张图像, 其中包括图 10 中的 8 种场景。对比计算结果如表 6 所示。

从结果可知, 由于复杂含噪场景下的有效信号强度减小, 谱线变短, 因此积分半径更小的 FFT-STIV 在多场景测量时的 MAE 与 RMSE 更小。而本文方法由于通过纹理角判别避免了错误角度的干扰, 相对于半径为 $N/2$ 、 $N/4$ 、 $N/8$ 的 FFT-STIV, MAE 的相对误差分别减小了 58.32%、42.94%、29.66%, RMSE 的相对误差分别减小了 36.90%、22.60%、13.56%, 体现了本文方法在多场景测量

表 6 本文方法与不同积分半径的 FFT-STIV 测量结果对比
Table 6 Comparison of the proposed method with FFT-STIV measurement results of different integration radii

方法	MAE	RMSE
FFT- $N/2$	9.50	22.63
FFT- $N/4$	6.94	18.45
FFT- $N/8$	5.63	16.52
本文方法	3.96	14.28

中无需手动调参即可保持适应性的优势。

以图 10 为例开展进一步对比, 实验结果如表 7 所示。FFT-STIV 在不同场景下的准确率与积分半径有关。在正常、障碍物场景下两种方法的误差均较低, 但在有较强噪声干扰的情况下, FFT-STIV 需要根据场景调整积分半径才能获得较高的准确率, 而本文方法的误差在 1.8° 以内, 具有更高的鲁棒性。尤其在存在旁瓣干扰的驻波场景以及谱线展宽现象较严重的模糊场景 (对应频谱为图 6(b) 和 (c)), FFT-STIV 的三种积分半径误差均较大, 而本文方法可以避免错误角度的干扰, 得到较高的准确率。8 种场景下本文方法与三种积分半径的 FFT-STIV 的 MAE 分别为 0.96° 、 14.50° 、 9.94° 、 10.26° 。

表 7 多场景对比实验结果

Table 7 Multi-scenario comparative experimental results

($^\circ$)

场景	标记值	本文方法		FFT-STIV					
		MOT	误差	$R = N/2$		$R = N/4$		$R = N/8$	
				MOT	误差	MOT	误差	MOT	误差
正常	142.6	142.6	0	142.6	0	143.5	0.9	143.5	0.9
模糊	32.7	34.3	1.6	78.8	46.1	78.6	45.9	78.2	45.5
紊流	46.1	44.9	-1.2	45.6	-0.5	45.5	-0.6	43.4	-2.7
耀光	65.8	66.8	1	68.4	2.6	65.7	-0.1	67.3	1.5
阴影	70.6	71.6	1	72.5	1.9	71.1	0.5	71.1	0.5
噪声	107.7	108.4	0.7	88.1	-19.6	105.6	-2.1	108.8	1.1
障碍物	160.1	160.6	0.5	160.3	0.2	160.3	0.2	160.8	0.7
驻波	137.6	135.9	-1.7	92.5	-45.1	108.4	-29.2	108.4	-29.2

3.6 流速比测实验

1) 攀枝花水文站

攀枝花水文站地处金沙江上段干热河谷地带, 是国家重要水文站和报讯站。水文站的测量断面视图如图 11(a) 所示, 断面地形分布如图 11(b) 所示。断面整体呈“U”形, 河床为乱石夹沙, 整体较为稳定, 水流折冲形成的表面波和漩滚模式为图像测流提供了良好的天然示踪条件。

2) 茅洲河水文站

茅洲河水文站是深圳市重要的水文监测站点之一, 承担着流域水位、流量、水质等关键水文数据的实时监测任务。水文站的测量断面视图如图 12(a) 所示, 断面地形分

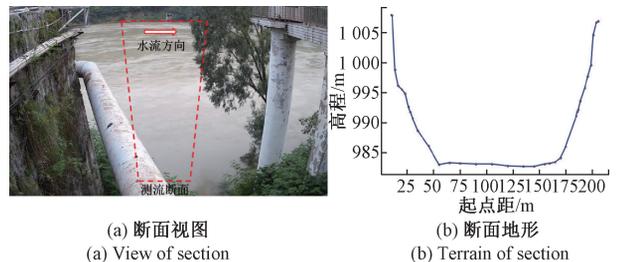


图 11 攀枝花站测流断面

Fig. 11 Flow measurement section at Panzhihua Station

布如图 12(b) 所示。断面宽度约 40 m, 其显著特征在于河

面中泓存在一个浅滩结构,这种地貌特征使得水体在流动过程中与河床以及浅滩发生复杂的相互作用,形成大量紊流,进而影响整体流速的稳定性。这种水动力学特性不仅增加了测流的难度,也为研究复杂河道条件下的水流运动规律提供了独特的研究场景。

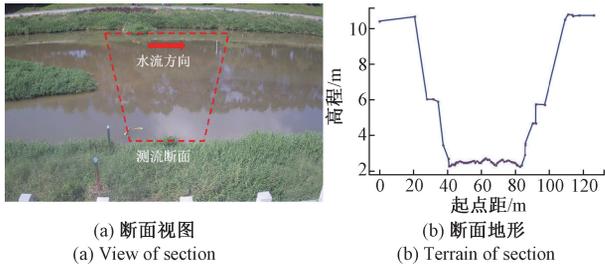


图 12 茅洲河站测流断面

Fig. 12 Flow measurement section at Maozhouhe Station

3) 流速比测

为验证本文方法应用于实际场景测流的有效性,在不同的水位和流量条件下开展 FFT-STIV、ResNet^[17]以及本文方法的流速比测实验。测次 1 选取攀枝花站 2020 年 11 月 18 日 11 点低流速耀光环境的视频,包含 1~7 号测速线,期间水位为 986.37 m;测次 2 选取攀枝花站 2020 年 8 月 19 日 9 点高流速雨天环境的视频,包含 8~14 号测速线,期间的水位为 999.22 m;测次 3 选取茅洲河站 2022 年 8 月 5 日 9 点低流速紊流环境的视频,包含 15~20 号测速线,期间的水位为 3.69 m。视频时长为 30 s,合成的 STI 大小为 750×750 像素,利用式(29)~(31)计算出此时最优参数为 $P = 1.1\%$, $\Delta_{750} = 2.0$, $Q_{750} = 99$, $C_{750} = 86$ 。实验场景包含耀光(4~7)、模糊(3、8、15)、紊流(14、16~18)、倒影(1、2、4~7、16~20)及障碍物(1、2、12、13、15)。对应 STI 如图 13 所示,图中实线与虚线分别表示人工检测值和本文方法检测值。

FFT-STIV 积分半径分别采用表 6 的 FFT-STIV 中 MAE 与 RMSE 最小的 $N/8$ 以及表 7 的 FFT-STIV 中误差最小的 $N/4$ 以验证不同积分半径对流速比测的影响。本文方法的积分半径为 $N/2$ 。FFT-STIV、ResNet 与本文方法的流速测量结果呈现在表 8 中。

从实验结果以及图 14 所示的含噪频谱可以看出,FFT- $N/4$ 在大部分流速较为稳定的河流中宏地区的测量较为准确,但是在近岸包含倒影与模糊区域以及远岸包含耀光和紊流区域测量误差较大。尤其是在测速线 7、14 和 16 处,由于受到频谱垂直方向强度较大的噪声信号影响,FFT- $N/4$ 的测流结果出现了明显的增大,流速场不符合实际河流中宏流速较高、靠近两岸流速较低的实际流速分布规律,其相对误差分别高达 4 349%、2 579%和 76.49%,而在岸边模糊噪声区域的测速线 8 和 15 处由于有效谱线展宽,相对误差也分别增大至 17.98%和 19.22%。FFT- $N/8$ 则通过减小积分半径在一定程度上减弱了频谱垂直

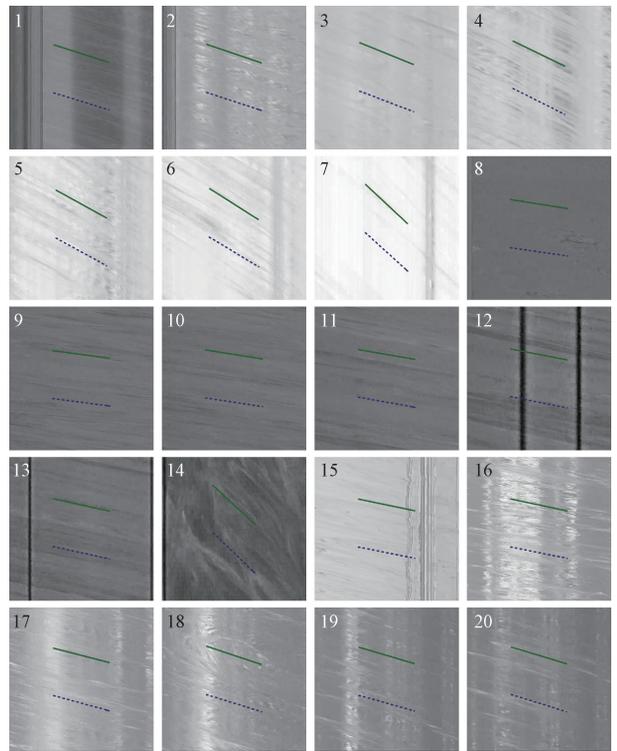


图 13 时空图像

Fig. 13 STI

方向的噪声影响,从而避免了粗大误差的出现,但在岸边模糊紊流区域的测速线 8、15、16 和 19 以及河流中宏区域的测速线 9 处的相对误差较大,分别为 38.04%、19.22%、29.01%、20.14%和 21.08%,而在障碍物阴影类型的测速线 2 和耀光类型的测速线 7 处的误差也略微增大至 9.54%和 13.34%。相比之下,本文方法表现出了显著的优势,在测速线 1~7、9~15、19 和 20 位置处相对误差都控制在 5.41%以下,测流结果的整体变化趋势相比于 FFT-STIV 更加接近人工检测值,与实际流速分布规律相符合,在多种复杂场景的流速测量中无需进行人工调参即可保持适应性。对于耀光干扰严重导致频谱出现旁瓣的测速线 7 以及水流紊流导致有效谱线展宽的测速线 8、14~16 处,本文方法能通过纹理角判别的机制有效减小干扰噪声的影响,展现出复杂场景下的鲁棒性。而基于深度学习的 ResNet 法经过含有多种复杂含噪场景的 STI 数据集训练,同样对噪声展现出较好的适应性。整体来看,本文方法与 ResNet 法的整体误差较为接近,但 ResNet 法在个别测点显现出轻微的偏差,在测速线 3、17 和 18 处的相对误差分别达到了 10.27%、8.86%和 9.91%,而本文方法则能将相对误差控制在 7.88%以内。且相比于深度学习方法,本文方法的可解释性较强,在实际应用中具有更优的可靠性^[22]。

3.7 率定检验实验

河流断面流量表征单位时间内河道横截面通过的水

表 8 流速测量结果

Table 8 Velocity measurement results

测站 环境	测速线 编号	起点距/ m	人工值/ (m·s ⁻¹)	FFT-N/4/ (m·s ⁻¹)	FFT-N/8/ (m·s ⁻¹)	ResNet/ (m·s ⁻¹)	本文方法/ (m·s ⁻¹)	流速相对误差/%			
								FFT-N/4	FFT-N/8	ResNet	本文方法
攀枝花站 低流速耀 光场景	1	55	1.54	1.58	1.56	1.45	1.56	2.78	1.53	-5.72	1.53
	2	65	1.68	1.63	1.52	1.57	1.76	-2.88	-9.54	-6.72	4.71
	3	90	1.92	1.94	1.78	1.72	2.02	1.17	-7.38	-10.27	5.41
	4	105	1.84	1.73	1.73	1.70	1.79	-5.91	-5.51	-7.36	-2.62
	5	120	1.84	1.81	1.81	1.82	1.84	-1.40	-1.81	-1.06	0.23
	6	135	1.81	1.91	1.82	1.74	1.89	5.11	0.29	-4.03	4.28
	7	155	1.40	62.41	1.22	1.40	1.44	4 349	-13.34	-0.20	2.49
攀枝花站 高流速雨 天场景	8	30	1.55	1.27	0.96	1.47	1.67	-17.98	-38.04	-5.07	7.85
	9	65	4.12	4.22	3.25	3.84	3.99	2.40	-21.08	-6.82	-3.18
	10	90	4.72	4.67	4.51	4.56	4.77	-0.99	-4.32	-3.32	1.13
	11	105	5.05	5.10	4.70	4.99	4.88	1.07	-6.91	-1.11	-3.29
	12	120	5.11	4.64	4.68	5.12	4.93	-9.17	-8.48	0.22	-3.50
	13	135	5.04	4.96	4.96	4.96	4.92	-1.58	-1.60	-1.58	-2.38
	14	175	1.54	41.36	1.50	1.49	1.47	2 579	-3.09	-3.48	-4.78
茅洲河站 低流速紊 流场景	15	83.1	0.74	0.60	0.60	0.73	0.77	-19.22	-19.22	-1.83	3.05
	16	75.1	1.01	1.79	1.31	0.98	1.08	76.49	29.01	-3.26	6.89
	17	71.1	0.94	0.90	0.91	1.02	0.87	-3.87	-3.19	8.86	-7.14
	18	67.1	0.83	0.82	0.81	0.75	0.90	-1.38	-3.06	-9.91	7.88
	19	59.1	1.17	1.18	0.94	1.10	1.23	0.37	-20.14	-6.14	5.09
	20	55.1	1.25	1.25	1.18	1.25	1.24	-0.14	-6.03	-0.30	-0.76

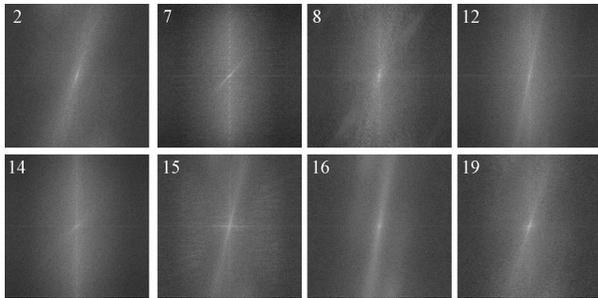


图 14 含噪频谱

Fig. 14 Noisy frequency spectrum

体总量,是水文测验与不确定度评估的重要数据。断面流量计算采用《河流流量测验规范》中应用于浮标法测流的流速-面积法^[23]。如图 15 所示,以测速垂线为界,将河流断面划分为若干个子断面;将时均表面流速插值到子断面中心,并采用水面流速系数 A_v 将其转换为垂线平均流速;根据实测水位、断面地形和平均流速计算各子断面的过水面积及流量;将各个子断面的流量求和得到视场内的实测断面流量:

$$Q = \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} (V'_{i-1} + V'_i) \times A_v \times \frac{1}{2} (h_{i-1} + h_i) \times d_i \quad (32)$$

式中: i 表示子断面序号, n 表示待测断面的子断面总数, V'_i 为子断面 i 的时均表面流速, h_i 为第 i 条测速垂线处的水深, d_i 为第 $i-1$ 条与第 i 条测速垂线之间的水平距离。

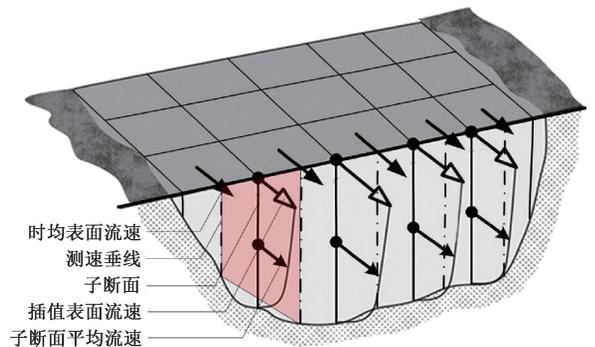


图 15 流量计算原理

Fig. 15 Flow calculation principle

由于天然河道的水流动力学特征受多种环境要素影响,包括植被覆盖、河床形态及水文条件等,对于不同水位级, A_v 的取值通常在 0.70~0.93 变化。本文基于攀枝花水文站采集了 30 组数据,其中低、中、高水位各 10 组,实验周期覆盖 2020 年 8 月~2021 年 4 月。根据转子式流速仪和本文算法所得的流量结果展示在表 9 中。

表9 流量测量结果
Table 9 Flow measurement results

日期	水位	实测流量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	虚流量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	水位级	
2021-02-04	986.19	454	582.00	低	
2021-04-07	986.22	461	586.65		
2020-04-16	986.34	495	665.37		
2021-04-15	986.37	508	655.45		
2020-12-28	986.41	515	668.30		
2021-03-16	986.95	676	861.74		
2021-02-23	987.03	693	872.39		
2020-12-10	987.61	891	1 148.75		
2020-12-16	987.76	945	1 163.25		
2020-12-15	987.84	975	1 277.77		
2020-10-04	991.31	2 542	3 100.65		中
2020-11-10	991.76	2 792	3 292.85		
2020-11-11	992.22	3 058	3 699.54		
2020-09-04	992.90	3 471	4 355.53		
2020-09-28	993.24	3 687	4 676.10		
2020-09-26	993.72	4 002	4 952.88		
2020-09-22	993.96	4 165	5 152.99		
2020-09-20	994.21	4 342	5 126.20		
2020-09-19	994.83	4 796	5 805.68		
2020-09-13	995.28	5 129	6 407.65		
2020-09-14	996.11	5 661	6 450.10	高	
2020-08-21	996.77	6 296	7 242.05		
2020-08-21	997.29	6 734	7 626.69		
2020-08-18	997.58	6 906	8 214.15		
2020-08-21	997.95	7 309	8 264.68		
2020-08-21	998.00	7 354	8 102.25		
2020-08-19	998.99	8 262	9 289.35		
2020-08-19	999.20	8 462	9 218.74		
2020-08-20	999.44	8 692	9 382.69		
2020-08-19	999.75	8 995	10 041.27		

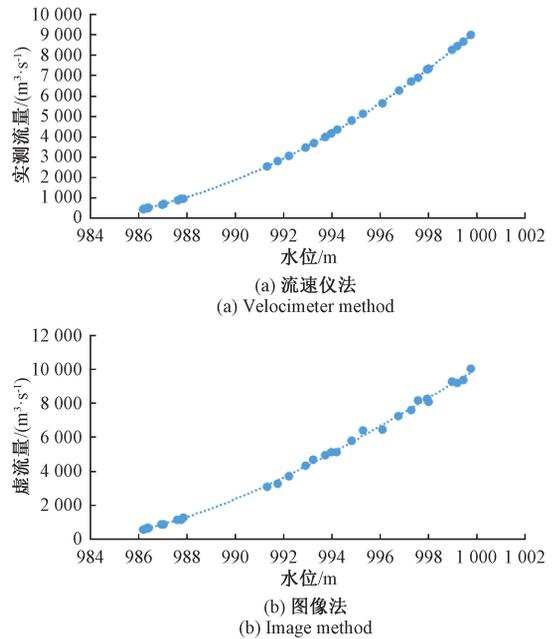


图16 水位流量关系图

Fig. 16 Water level and flow relationship diagram

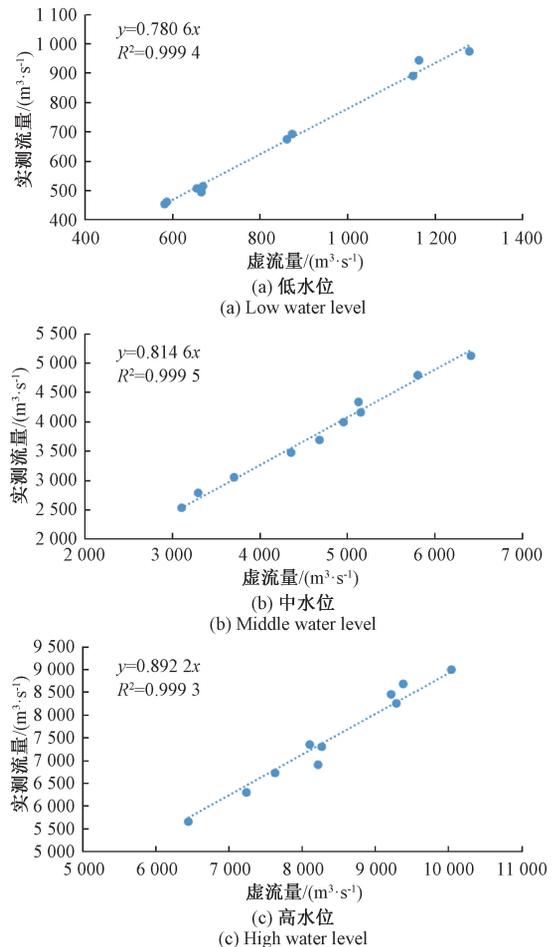


图17 率定结果

Fig. 17 Calibration results

绘制水位流量关系如图16所示,两种测流方式均可实现水面流速系数的率定,但水位-流量之间的相关性呈现非严格的线性关系。为了有效减少因不同水位级下流量系数的差异而导致的计算结果偏差,采取分段率定策略:在不同的水位级下分别对流量系数进行率定,通过绘制不同水位级下实测流量与虚流量之间的相关关系图,对比分析这些关系图,得到对应的相关关系函数,最终将该函数的斜率作为对应水位级的流量系数。率定结果如图17所示,低、中、高三种水位级分别计算获得的流量系数为0.781、0.815和0.892。且三种水位条件下的 R^2 均达到99.9%以上,可认为所得流量系数具有较高的可靠性。

对率定流量按照《水文资料整编规范》进行定线精度检验与三项检验^[24], 计算结果如表 10 所示, 其中 α 为显著性水平。由表可知结果均符合规范要求, 验证了本文方法在实际应用方面的有效性和可靠性。

表 10 定线精度检验与三项检验表

Table 10 Alignment accuracy inspection and three-item inspection table

检验项	规范要求	计算结果	检验结果
符号检验	$<1.15(\alpha=0.05)$	$u=0.55$	合格
适线检验	$<1.64(\alpha=0.05)$	$u=0.37$	合格
偏离数值检验	$<1.65(\alpha=0.10)$	$ t =0.42$	合格
系统误差	允许: $\pm 1\%$	0.188%	合格
随机不确定度	允许: 8%	4.879%	合格

4 结 论

鉴于现有的 FFT-STIV 在天然河流表面的复杂场景测流时由于时空图像纹理模糊, 频谱出现旁瓣干扰或者谱线展宽的问题从而易出现粗大误差, 需根据场景进行人工调参导致环境适应性较低, 本文提出一种纹理角检测及判别融合的方法, 在纹理增强与频域变换的基础上通过图像分割将频谱中的有效与无效信号分离, 在纹理角检测的同时利用分割后的信号局部特征进行统计判别, 从而减少错误角度的噪声干扰。结果表明: 采用提出的方法能有效增强复杂场景下测流的准确性和适应性, 在多场景测量和流速比测中有效地避免了粗大误差的出现, 展现出了鲁棒性较强的优势, 并通过断面流量率定分析检验了方法的可靠性。

本文方法虽然初步实现了将纹理角检测及判别相融合的功能, 但其原理较简单, 智能化程度不足, 精度和实时性仍有待提升, 需要在更多复杂环境和站点测试中进行测量以及不确定度的评估。另外该方法在合成图像的纹理较模糊的测次中易将大部分 STI 判为无效。未来将收集更多场景下的实验数据进行多场景测量和断面流量率定检验, 并探索更加智能化的纹理角判别方法, 以及引入边缘连接技术增强极端场景下的检测能力。

参考文献

- [1] DUAN Y, XIONG J N, CHENG W M, et al. Assessment and spatiotemporal analysis of global flood vulnerability in 2005-2020[J]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2022, 80(3): 103201.
- [2] 丁留谦, 郭良, 刘昌军, 等. 我国山洪灾害防治技术进展与展望[J]. 中国防汛抗旱, 2020, 30(9-10): 11-17.
- [3] DING L Q, GUO L, LIU CH J, et al. Technical progress of flash flood disasters prevention and control

systems in China[J]. China Flood Control & Drought Relief, 2020, 30(9-10): 11-17.

- [3] 李佳润, 陈世利. 浅水域的高频宽带 ADCP 系统[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(2): 130-141.
- [4] LI J R, CHEN SH L. High frequency broadband ADCP system for shallow water [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(2): 130-141.
- [4] DOBRIYAL P, BADOLA R, TUBOI C, et al. A review of methods for monitoring streamflow for sustainable water resource management[J]. Applied Water Science, 2017, 7(6): 2617-2628.
- [5] 杨聃, 邵广俊, 胡伟飞, 等. 基于图像的河流表面测速研究综述[J]. 浙江大学学报(工学版), 2021, 55(9): 1752-1763.
- [6] YANG D, SHAO G J, HU W F, et al. Review of image-based river surface velocimetry research [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2021, 55(9): 1752-1763.
- [6] 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.
- [7] ZHANG ZH, XU F, WANG X, et al. Research progress on river surface imaging velocimetry [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(7): 1441-1450.
- [7] CHEN M, CHEN H, WU Z H, et al. A review on the video-based river discharge measurement technique [J]. Sensors, 2024, 24(14): 4655-4655.
- [8] MUSTE M, FUJITA I, HAUET A. Large-scale particle image velocimetry for measurements in riverine environments[J]. Water Resources Research, 2008, 44(4): W00D19.
- [9] FUJITA I, WATANABE H, TSUBAKI R. Development of a non-intrusive and efficient flow monitoring technique: The space-time image velocimetry(STIV)[J]. International Journal of River Basin Management, 2007, 5(2): 105-114.
- [10] 张振, 王慧斌, 严锡君, 等. 时空图像测速法的敏感性分析及不确定度评估[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(7): 1763-1771.
- [11] ZHANG ZH, WANG H B, YAN X J, et al. Sensitivity analysis and uncertainty evaluation of space-time image velocimetry [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(7): 1763-1771.
- [11] FUJITA I, NOTOYA Y, TANI K, et al. Efficient and accurate estimation of water surface velocity in STIV [J]. Environmental Fluid Mechanics, 2019, 19(10): 1363-1378.

- [12] ZHANG ZH, LI H B, ZHOU Y, et al. Design and evaluation of an FFT-based space-time image velocimetry (STIV) for time-averaged velocity measurement[C]. 14th IEEE International Conference on Electronic Measurement & Instruments(ICEMI). IEEE, 2019.
- [13] ZHANG ZH, CHEN L, YUAN ZH, et al. Validity identification and rectification of water surface fast fourier transform-based space-time image velocimetry (FFT-STIV) results[J]. Sensors, 2025, 25(1): 257.
- [14] ZHAO H Y, CHEN H, LIU B Y, et al. An improvement of the space-time image velocimetry combined with a new denoising method for estimating river discharge [J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2021, 77: 101864.
- [15] 张振, 李华宝, 袁章, 等. 频域时空图像测速法的图像滤波器敏感性分析[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(2): 43-53.
- ZHANG ZH, LI H B, YUAN ZH, et al. Sensitivity analysis of image filter for space-time image velocimetry in frequency domain[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(2): 43-53.
- [16] 李涵, 金世俊. 基于 Radon 变换的时空图像纹理角识别方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(1): 178-185.
- LI H, JIN SH J. Method of space-time image velocimetry based on Radon transform[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(1): 178-185.
- [17] 李华宝, 张振, 陈林, 等. 基于残差网络的河流表面时空图像测速法[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2023, 51(1): 118-128.
- LI H B, ZHANG ZH, CHEN L, et al. Surface space-time image velocimetry of river based on residual network[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51(1): 118-128.
- [18] GAO L, ZHANG ZH, CHEN L, et al. River surface space-time image velocimetry based on dual-channel residual network[J]. Applied Science, 2025, 15(10): 5284.
- [19] CHEN L, ZHANG ZH, CHEN H Y, et al. A two-stage space-time image velocimetry method based on deep learning[J]. Measurement, 2025, 253:117817.
- [20] 河海大学. 面向时空图像测速的图像纹理增强及 FPGA 实现方法: 202411930370. 5[P]. 2024-12-25. HOHAI University. Image texture enhancement and FPGA implementation method for space-time image velocimetry: 202411930370. 5[P]. 2024-12-25.
- [21] 雷勋平, 邱广华. 基于熵权 TOPSIS 模型的区域资源环境承载力评价实证研究[J]. 环境科学学报, 2016, 36(1): 314-323.
- LEI X P, QIU G H. Empirical study about the carrying capacity evaluation of regional resources and environment based on entropy-weight TOPSIS model [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2016, 36(1): 314-323.
- [22] 成科扬, 王宁, 师文喜, 等. 深度学习可解释性研究进展 [J]. 计算机研究与发展, 2020, 57(6): 1208-1217.
- CHENG K Y, WANG N, SHI W X, et al. Research advances in the interpretability of deep learning[J]. Journal of Computer Research and Development, 2020, 57(6): 1208-1217.
- [23] GB 50179—2015 河流流量测验规范[S]. 北京: 中国计划出版社, 2021.
- GB 50179—2015 Code for liquid flow measurement in open channels[S]. Beijing: China Planning Publishing House, 2021.
- [24] SL/T 247—2020 水文资料整编规范[S]. 北京: 中国水利水电出版社, 2021.
- SL/T 247—2020 Code for hydrologic data processing[S]. Beijing: China Water & Power Press, 2021.

作者简介

刘家铭(通信作者), 本科, 主要研究方向为信息处理与异构计算。

E-mail: ehcsgam@163.com

夏兴宇, 本科, 主要研究方向为图像处理与深度学习。

E-mail: 2117030209@hhu.edu.cn

汪隽泽, 本科, 主要研究方向为计算机视觉。

E-mail: 15851176762@163.com

张振, 副教授, 主要研究方向为光电成像与多传感器系统、计算机视觉与数字图像处理、图像法测流技术等。

E-mail: zz_hhuc@163.com