doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.23.002

基于改进特征点匹配的多源玉米表型图像配准方法研究

宋润泽[1,2]　杨宇航[3]　刘浩宇[3]　盛文溢[1,2]　张　漫[1,2]

(1.中国农业大学智慧农业系统集成研究教育部重点实验室,北京 100083;
2.农业农村部农业信息获取技术重点实验室,北京 100083;3.北京林业大学工学院,北京 100083)

摘要:针对基于特征匹配的多源作物表型数据图像配准效果差的问题,本文提出一套图像配准系统,改进了 3 种传统图像配准算法。以提高传统 LF-NET 算法配准精度为目的,提出引入球面余弦距离和 PROSAC 算法改进 LF-NET 配准方法,提高特征点匹配准确度和鲁棒性。针对边缘检测效果差、配准精度低,提出改进 Canny-Levenberg-Marquardt 算法,优化单应性矩阵计算和图像融合,提升图像配准精度。提出 Chessboard-CLAHE-GB-Pyramid 改进算法,采用直方图均衡化、高斯模糊去噪和图像金字塔,提高棋盘格角点检测精度,达到提升图像配准精度的目的。以玉米植株为样本,选用多光谱图像、热红外与可见光图像之间的配准作为验证对象,实验表明:3 种图像配准改进算法在相应配准任务中(多光谱图像之间的配准、热红外与可见光图像的配准及多光谱与可见光图像的配准)均提升了结构相似度 SSIM(通过特征配准与单应性配准),降低了重投影误差和角点误差,表明本文提出的 3 种改进算法都提高了图像配准性能。通过消融实验验证了每个改进算法中相关策略的有效性,可为玉米作物表型研究提供技术参考。

关键词:作物表型;特征配准;单应性配准;多光谱图像;热红外图像;可见光图像

中图分类号:TP75　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)23-0024-10　　**OSID**:

Multi-source Maize Phenotypic Image Registration Method Based on Improved Feature Point Matching

Song Runze[1,2]　Yang Yuhang[3]　Liu Haoyu[3]　Sheng Wenyi[1,2]　Zhang Man[1,2]

(1. *Key Laboratory of Smart Agriculture System Integration Research*, *Ministry of Education*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Beijing* 100083, *China*
3. *College of Engineering*, *Beijing Forestry University*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Aiming to improve the poor image registration performance of multi-source crop phenotyping data based on feature matching, an image registration system that refined three traditional image registration algorithms was proposed. Firstly, to enhance the registration accuracy of the traditional LF-NET algorithm, the spherical cosine distance and the PROSAC algorithm were introduced to improve the LF-NET registration method, thereby increasing the accuracy and robustness of feature point matching. Secondly, to overcome poor edge detection and low registration accuracy, an improved Canny-Levenberg-Marquardt algorithm that optimized the calculation of the homography matrix and image fusion was proposed, thereby enhancing image registration accuracy. Thirdly, the Chessboard-CLAHE-GB-Pyramid improved algorithm was proposed, which employed histogram equalization, Gaussian blur denoising, and image pyramids to improve the accuracy of chessboard corner detection, thereby achieving the goal of enhancing image registration accuracy. Using corn plants as samples, the registration between multispectral images, thermal infrared and visible light images was selected as validation targets. The experiments demonstrated that the three improved image registration algorithms all improved the structural similarity index (SSIM) in their respective registration tasks (registration between multispectral images, registration between thermal infrared and visible light images, and registration between multispectral and

收稿日期:2026-05-25　修回日期:2026-06-05

基金项目:国家自然科学基金项目(32371994)

作者简介:宋润泽(1990—),男,博士生,主要从事智慧农业和作物表型分析研究,E-mail:rzsong@cau.edu.cn

通信作者:张漫(1975—),女,教授,博士生导师,主要从事精细农业及其支持技术研究,E-mail:cauzm@cau.edu.cn

visible light images), while reducing reprojection error and corner error. This indicated that the three improved algorithms proposed all enhanced image registration performance. The effectiveness of the strategies in each improved algorithm was verified through ablation experiments, providing a technical reference for maize crop phenotyping research.

Key words: crop phenotyping; feature registration; homography registration; multispectral images; thermal infrared images; visible light images

0　引言

在作物表型信息的高通量获取领域中，多源信息的时空同步采集与处理成为研究热点[1-3]。通过集成热红外、可见光相机以及多光谱传感器等采集设备，对作物的温度、深度、色彩、光谱等信息进行同步获取，并实现精准的图像配准，确保多源数据信息互补，为精准农业生产提供更全面、可靠的数据支撑[4-7]。

常用的多传感器图像配准方法有基于数学变换和模型、几何相似性、深度学习、特征点匹配等算法。这些算法各有特点，并在不同领域都发挥了重要作用。

采用基于数学变换和模型的图像配准方法，Rauscher[8]有效去除了图像中的垂直条带及“画框噪声”等干扰；惠阳等[9]实现了飞机扣板类零件的高精度点云配准；国仲凯等[10]则完成了无人机遥感影像的拼接。这类方法对于图像中的几何变换和噪声具有较好的鲁棒性，但需要进行大量的计算，且对于作物表型图像这类具有非线性变形特征的图像效果不佳。

樊建伟等[11]、Sideri-Lampretsa 等[12]采用基于几何相似性的图像配准方法研究了单模态/多模态下影像匹配问题，验证了这类方法在处理具有明显几何结构变化的图像时更为有效，但通常需要较多计算资源，在参数调整和噪声处理方面也更为复杂。

随着人工智能技术的迅猛发展，深度学习方法被成功应用于图像配准领域：Wodzinski 等[13]、付添等[14]将基于深度学习的图像配准应用到了医学影像、光谱等领域。这类深度学习方法具有更强的泛化能力和匹配准确性，但模型较为复杂，且需要大量的数据进行训练，不适用于小样本数据的图像配准。

Chen 等[15]、Yang 等[16]基于传统的特征点匹配，在多个应用领域实现了图像配准的成功应用，对旋转、缩放和视角变化具有较强的鲁棒性，但这类算法中特征点类别和数量会直接影响配准效果，需要选择适当的特征点检测方法和描述子计算方法。

基于以上各种方法的优缺点分析，并针对作物表型特点，本文从提高特征点匹配准确度、优化单应性矩阵计算与图像融合、增强角点检测鲁棒性入手，提出一套适用于作物表型图像配准的改进算法，提高特征点配准精度和鲁棒性，以提高多源数据在作物表型系统中的配准效果，为农业生产管理提供高效的技术支撑。

1　多源图像配准系统设计

作物表型高通量信息采集系统中常包含可见光相机、热红外相机和多光谱相机等多类异构传感器[17]。由于多类传感器在成像机制、光谱响应、图像分辨率等方面存在差异，使得采集图像几何形态和空间位置不一致，若直接进行联合分析将导致后续表型特征提取存在较大误差，甚至错误判断作物生理状态。因此，本文提出一个多源图像配准系统(Multi-source image registration system, MIRS)，系统包括数据采集、配准优化和融合输出 3 个功能(图 1)。

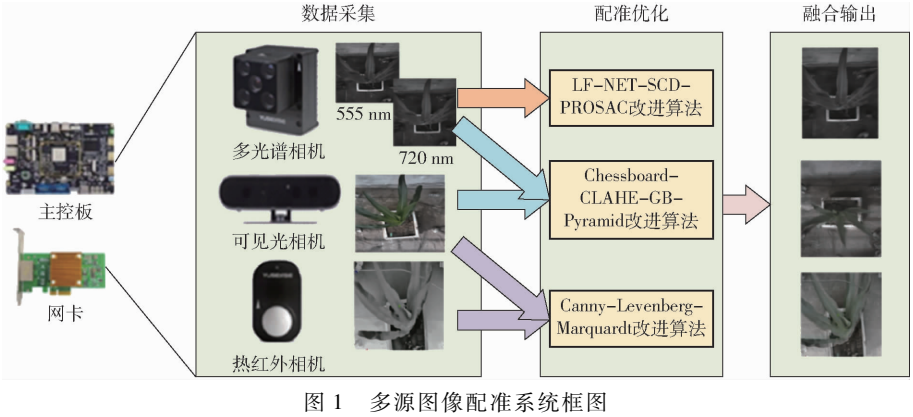

图 1　多源图像配准系统框图

Fig. 1　Block diagram of multi-source image registration system

首先,采用芯视通 MK4231 型可见光相机、高德智感 IPT430M 型热红外相机和长光禹辰 MS400 型多光谱相机等设备进行玉米植株的多源图像采集,实现微秒级时间同步,采集玉米植株的可见光图像、热红外图像及多光谱图像,为研究多源图像配准算法提供数据基础。其次,根据数据组合特性,选择最优特征检测与匹配策略,以确保在跨模态场景下维持稳定的特征对应关系。完成配准后,MIRS 系统针对不同传感器组合提出 3 类改进算法:LF - NET - SCD - PROSAC 算法、Canny - Levenberg - Marquardt 算法、Chessboard - CLAHE - GB - Pyramid 算法。3 种算法分别适配不同模态配准任务,实现多源玉米表型图像的精准对齐与融合,为后续作物表型高通量分析提供可靠的数据支持。最后,将对齐的多源图像进行统一映射与融合,输出可直接用于作物表型分析的标准化数据格式。

1.1 LF - NET - SCD - PROSAC 改进算法

在传统的 LF - NET - BFMatcher - RANSAC 算法[18-20]中,BFMatcher 的暴力匹配性能完全取决于输入描述子的判别能力。RANSAC 在每次迭代中随机采样,未考虑匹配点的质量差异,易受外点干扰,精度和效率受限。因此,本文基于该算法,提出了 LF - NET - SCD - PROSAC 改进算法。

改进算法引入了球面余弦距离(Spherical cosine distance, SCD)匹配法和 PROSAC 算法[21],首先采用余弦距离(描述子)计算两幅待配准图像特征描述符之间的距离,找到每个描述符的最小余弦距离匹配,形成粗匹配对;再用 PROSAC 算法替代 RANSAC 算法,采用相似性排序思想,优先从模型相关度高的数据中进行采样,进行精配准,显著提升了单应性矩阵估计的精度。该方法不仅精准选择内点集合,减少外点干扰,还降低了对相似性阈值的依赖,增强了对不同数量和质量匹配对的适应性。

改进算法从提高鲁棒描述子的性能、增强互引导匹配入手,提高配准效果。能够较好地解决玉米植株多光谱图像配准任务中,由于不同波段间显著的灰度/辐射差异而造成配准度不高这一核心难题。

1.2 Canny - Levenberg - Marquardt 改进算法

针对传统 Canny 边缘检测[22]在轮廓特征配准中易出现异常点、影响配准精度的问题,本文提出 Canny - Levenberg - Marquardt 算法。

首先,引入了离散曲率来优化并筛选出轮廓上的关键点,特别是能够识别出轮廓上的角点或边缘转折点等点。离散曲率 k 计算公式为

$$k\approx\frac{\left|(x_{i+1}-x_i)(y_i-y_{i-1})-(y_{i+1}-y_i)(x_i-x_{i-1})\right|}{\left(\sqrt{(x_i-x_{i-1})^2+(y_i-y_{i-1})^2}+\sqrt{(x_{i+1}-x_i)^2+(y_{i+1}-y_i)^2}\right)^2} \tag{1}$$

式中 (x_i,y_i)——轮廓上第 i 个点的坐标

同时,采用最小外接四边形拟合法,精准确定四边形角点顺序并按顺时针排列,以简化轮廓、减少异常值的影响。

其次,为了提升单应性矩阵 $\boldsymbol{H}$ 的精确度,采用列文伯格-马夸尔特算法(Levenberg - Marquardt)优化其计算过程[23-25]。基于特征点匹配对,采用 3×3 的非奇异矩阵 $\boldsymbol{H}$ 表示两幅图像间点与点的单应性几何映射变换。在迭代过程中,不断计算雅可比矩阵 $\boldsymbol{J}$

$$\boldsymbol{J}=\begin{bmatrix}\dfrac{\partial \boldsymbol{f}}{\partial x_1} & \dfrac{\partial \boldsymbol{f}}{\partial x_2} & \cdots & \dfrac{\partial \boldsymbol{f}}{\partial x_n}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\dfrac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dfrac{\partial f_1}{\partial x_2} & \cdots & \dfrac{\partial f_1}{\partial x_n}\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ \dfrac{\partial f_m}{\partial x_1} & \dfrac{\partial f_m}{\partial x_2} & \cdots & \dfrac{\partial f_m}{\partial x_n}\end{bmatrix} \tag{2}$$

式中 x——固定图像上一点的二维空间坐标

$\boldsymbol{f}$——形变场映射函数

依据公式

$$\boldsymbol{\Delta}=(\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{J}+\lambda\boldsymbol{I})^{-1}\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{e} \tag{3}$$

式中 $\boldsymbol{\Delta}$——参数更新矩阵

$\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{J}$——黑塞矩阵(Hessian matrix)的近似值

λ——阻尼系数

$\lambda\boldsymbol{I}$——防止黑塞矩阵不可逆并控制更新方向的正则化项

$\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{e}$——梯度项 $\boldsymbol{I}$——单位矩阵

更新参数,最终根据公式

$$\boldsymbol{H}_{new}=\boldsymbol{H}+\boldsymbol{\Delta} \tag{4}$$

逐步优化单应性矩阵,得到最小的重投影误差,实现图像配准准确性的提升。

由于热红外与可见光图像的配准在物理成像原理上具有根本性不同,存在极端的非线性辐射差异,使得 LF - NET - BFMatcher - RANSAC 基本失效,而 Canny 边缘检测成为一种可选策略。因此,选用热红外图像与可见光图像的配准任务来验证 Canny - Levenberg - Marquardt 改进算法的提升效果。

1.3 Chessboard - CLAHE - GB - Pyramid 改进方法

本文基于标定板棋盘格图像,结合图像增强(直方图均衡化[26]和高斯模糊处理[27-28])与图像金字塔方法[29],提出了 Chessboard - CLAHE - GB - Pyramid 改进算法,可以提高棋盘格图像配准的鲁棒性。

本研究采用高斯金字塔通过逐层高斯模糊[30]和下采样实现多尺度表示(图 2),提升特征检测与匹配的鲁棒性。方法自动确定金字塔层数:基于图像最小维度递归二分,直至低于预设阈值,从而计算总层数。该策略能有效利用多尺度特性,满足特征检测、图像配准等任务需求,同时避免不必要的计算开销。

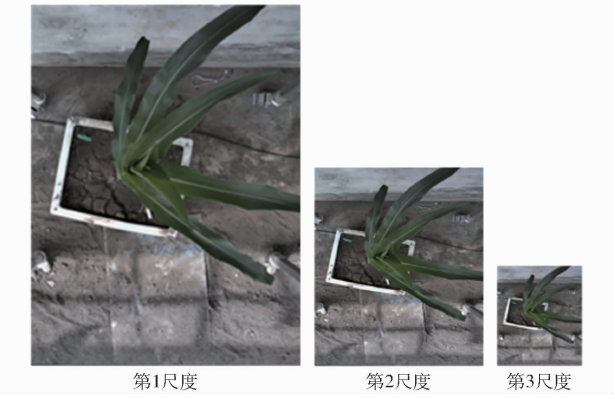

图 2　高斯金字塔示意图

Fig. 2　Schematic of Gaussian image pyramid

在图像金字塔中,除第 1 尺度的原图像外,其余各层图像均由上一尺度图像经过滤波和下采样得到,公式为

$$G_k = \sum_m \sum_n W(m,n)\, G_{k-1}(2x+m, 2y+n) \quad (5)$$

式中　G_k——第 k 层高斯金字塔图像

$W(m,n)$——通特性窗口函数

x 的取值范围为 0 至图像列数;y 的取值范围为 0 至图像行数。最终,结合 CLAHE 增强、GB 降噪及 Pyramid 多尺度检测,系统能够在复杂光照与噪声条件下,稳定、准确地提取棋盘格角点特征。通过本文提出的 Chessboard - CLAHE - GB - Pyramid 改进算法获得的高精度单应性矩阵,可在不同程度上实现用单一的全局变换,将不同波段对齐到可见光上,提高多光谱图像与可见光图像的配准效果。

1.4　评价指标

本研究选用结构相似度(SSIM)、重投影误差及角点误差对改进配准算法进行性能的定量分析评价[31]。其中,SSIM 综合比较图像亮度、对比度和结构,值越接近 1 表示越相似。重投影误差通过人工标注控制点计算变换模型的拟合精度,值越小,配准精度越高。角点误差衡量图像 4 个角点位置的一致性,反映全局几何配准效果。

2　实验结果与分析

2.1　数据采集

为了验证本文多源图像配准系统的有效性,2025 年 3 月,实验在北京市昌平区国家精准农业研究示范基地(北纬 40° 10′ 52.32″,东经 116°27′3.24″)的温室大棚内开展。玉米表型采集系统上方垂直挂载高分辨率可见光相机、多光谱相机与热红外成像仪。选用“京农科 728”玉米为实验样本,针对营养生长期的玉米进行了图像数据采集。

实验采用盆栽播种的方式在温室中进行玉米单株育苗。采用尺寸为 39 cm × 39 cm × 39 cm 的聚苯乙烯泡沫箱进行栽培,育苗基质为温室内土壤(如图 3 所示)。每箱种植 3 粒玉米种子,待玉米幼苗长至 10 ~ 15 cm 后定苗留 1 株。育苗周期为 30 d,保持水分充足。从 2025 年 5 月起,每周 2、3 次于 13:00—17:00 光照均匀时段采集玉米植株的可见光、热红外及多光谱图像。



图 3　播种及实验环境

Fig. 3　Sowing and experimental environment

在玉米营养生长期获得原始数据 1 733 份(每份数据均包括可见光图像、热红外图像以及多光谱图像),经初步清洗后,获得有效数据 1 671 份,见表 1。

表 1　玉米图像采集时间及数据数量

Tab. 1　Maize image acquisition periods and data quantity

采集日期	原始数据数量/份	不合格数据数量/份	清洗之后数量/份
2025 年 5 月 7 日	163	10	153
2025 年 5 月 9 日	171	4	167
2025 年 5 月 12 日	161	8	153
2025 年 5 月 14 日	159	3	156
2025 年 5 月 16 日	153	4	149
2025 年 5 月 19 日	161	4	157
2025 年 5 月 22 日	153	3	150
2025 年 5 月 23 日	147	8	139
2025 年 5 月 25 日	160	14	146
2025 年 5 月 26 日	154	4	150
2025 年 5 月 27 日	151	0	151
总数	1 733	62	1 671

2.2　图像配准算法改进效果分析

2.2.1　LF - NET - SCD - PROSAC 改进算法的配准效果分析

为了验证 LF - NET - SCD - PROSAC 改进算法的配准效果,实验采用长光禹辰 MS400 型多光谱相机,采集玉米营养期 4 个波长(555、660、720、

940 nm)图像。以 555 nm 为基准,分别与 660、720、940 nm 图像配准,并与 SIFT - PSO - RANSAC、FAST_LATCH - FLANN - MAGSAC + +、LF - NET - BFMatcher - RANSAC 进行定量和定性对比。

通过结构相似度(SSIM)、重投影误差和角点误差评价配准性能。结果表明:改进算法在各波段的特征配准和单应性配准中均优于传统算法,重投影误差和角点误差均更低。原始 LF - NET - BFMatcher - RANSAC 已优于前两种算法,而本文提出的 LF - NET - SCD - PROSAC 进一步提升了精度(表 2)。所有算法下,特征配准的 SSIM 均高于单应性配准,说明局部特征级配准更适合多光谱图像间的非线性形变。随着配准波段波长差增大,各指标逐渐恶化,光谱差异越大挑战越高。改进算法将 RANSAC 替换为 PROSAC,利用先验排序加速收敛并提高内点率,获得最优结果,验证了其在玉米表型图像匹配和结构保持中的优越性能。

表 2 多光谱相机多波段间配准各类算法的性能对比分析

Tab. 2 Comparative analysis of performance of various algorithms for multispectral camera multiband registration

配准波段	算法	SSIM		重投影误差/像素		角点误差/像素	
		特征配准	单应性配准	特征配准	单应性配准	特征配准	单应性配准
555 nm 与 660 nm 配准	SPR	0.735	0.708	7.18	5.64	6.21	8.03
	FFM + +	0.719	0.696	7.48	5.94	6.42	8.46
	LBR	0.751	0.719	5.18	5.54	5.61	6.41
	改进 LBR	0.771	0.754	4.76	5.23	5.30	6.17
555 nm 与 720 nm 配准	SPR	0.728	0.701	7.42	5.82	6.41	8.27
	FFM + +	0.712	0.689	7.75	6.13	6.63	8.74
	LBR	0.743	0.711	5.35	5.72	5.83	6.63
	改进 LBR	0.763	0.748	4.92	5.42	5.51	6.32
555 nm 与 940 nm 配准	SPR	0.721	0.684	7.66	6.21	6.84	8.96
	FFM + +	0.703	0.676	8.02	6.45	7.06	9.21
	LBR	0.736	0.706	5.61	5.98	6.07	6.84
	改进 LBR	0.756	0.739	5.16	5.67	5.76	6.41

注:SPR 为 SIFT - PSO - RANSAC, FFM + + 为 FAST_LATCH - FLANN - MAGSAC + +, LBR 为 LF - NET - BFMatcher - RANSAC,改进 LBR 为 LF - NET - SCD - PROSAC 改进算法。

为了验证 LF - NET - SCD - PROSAC 算法中各模块的贡献,本研究在自建数据集上进行消融实验,通过结构相似度(SSIM)、重投影误差及角点误差定量分析 SCD 和 PROSAC 模块在玉米多光谱图像配准中的有效性(表 3)。

表 3 多光谱相机多波段间配准消融实验分析

Tab. 3 Analysis of ablation experiments between multispectral camera bands

配准波段	SCD	PROSAC	SSIM		重投影误差/像素		角点误差/像素	
			特征配准	单应性配准	特征配准	单应性配准	特征配准	单应性配准
555 nm 与 660 nm 配准	×	×	0.751	0.719	5.18	5.54	5.61	6.41
	√	×	0.763	0.741	4.93	5.37	5.43	6.28
	√	√	0.771	0.754	4.76	5.23	5.30	6.17
555 nm 与 720 nm 配准	×	×	0.743	0.711	5.35	5.72	5.83	6.63
	√	×	0.755	0.733	5.09	5.55	5.64	6.45
	√	√	0.763	0.748	4.92	5.42	5.51	6.32
555 nm 与 940 nm 配准	×	×	0.736	0.706	5.61	5.98	6.07	6.84
	√	×	0.748	0.726	5.34	5.82	5.89	6.58
	√	√	0.756	0.739	5.16	5.67	5.76	6.41

注:“×”表示未加入该模块,“√”表示加入该模块。下同。

结果表明,传统 LF - NET - BFMatcher - RANSAC 算法引入球面余弦距离(SCD)后,以 555 nm 为基准与 660、720、940 nm 波段配准时,SSIM 提高,重投影和角点误差下降,说明 SCD 能有效提升跨波段配准质量。进一步以 PROSAC 替代 RANSAC,可剔除误匹配点,带来额外精度提升。随着波长差增大,指标恶化:SSIM 从 0.771 降至 0.756,重投影误差从 4.76 像素升至 5.16 像素,角点误差从 5.30 像素升至 5.76 像素,但 SCD + PROSAC 仍为最优。可见,SCD 和 PROSAC 均有效,

联合使用效果最佳。

定性对比(图 4)显示,不配准时图像吻合度差,传统算法一定程度提升对齐,而本文算法配准精度最高,得益于 SCD 和 PROSAC 优化了特征点几何特性与检测鲁棒性,与定量结果一致。综上,本文提出的 LF－NET－SCD－PROSAC 改进算法在多光谱各波段图像间配准效果最佳。

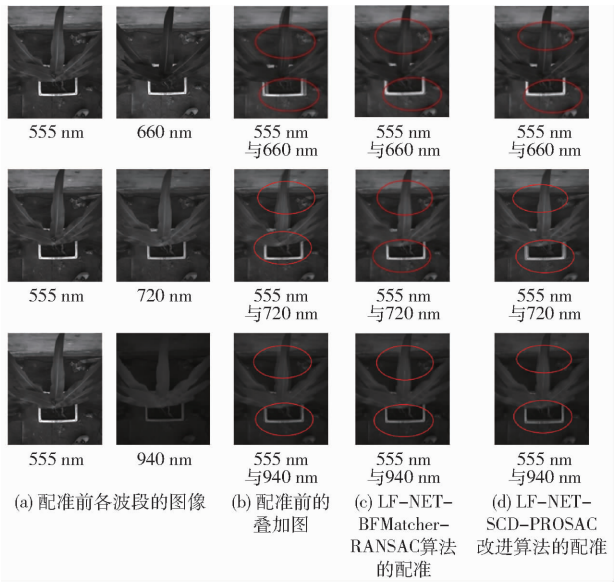

图 4　LF－NET－SCD－PROSAC 改进算法应用于多光谱图像配准前后效果对比

Fig. 4　Comparison of effect of LF－NET－SCD－PROSAC improved algorithm before and after applying it to multispectral image registration

2.2.2　Canny－Levenberg－Marquardt 改进算法的配准效果分析

为验证 Canny－Levenberg－Marquardt 改进算法的配准效果,采用热红外相机(型号:高德智感 IPT430M)与可见光相机(型号:芯视通 MK4231)获取标定板棋盘格图像及实验作物(玉米)图像。考虑到算法的泛化能力、计算复杂性和匹配准确性,选用经典的棋盘格配准法和轮廓特征配准算法与本文提出的改进算法进行定量对比分析(表 4)。

表 4　热红外与可见光图像配准算法的性能对比分析

Tab. 4　Comparative analysis of performance of thermal infrared and visible light image registration algorithms

算法	SSIM		重投影误差/像素		角点误差/像素	
	特征配准	单应性配准	特征配准	单应性配准	特征配准	单应性配准
棋盘格	0.503	0.454	8.53	8.98	9.18	10.11
轮廓特征	0.545	0.498	7.41	7.86	7.99	8.89
改进算法	0.569	0.518	6.17	6.63	6.84	7.57

由表 4 可以看出,轮廓特征利用图像边缘结构进行配准,相比基于固定标定板的棋盘格方法具有更好的适应性;而改进算法进一步提升了鲁棒性和精度。所有算法中,特征配准与单应性配准相比较,SSIM 指数均较优,且误差指标更低。表明热红外与可见光图像间存在复杂的局部非线性形变,全局单应性变换难以完全对齐,特征级配准更具优势。对比实验可知,本文提出的改进算法在玉米热红外图像与可见光图像匹配和结构保持方面具有更好的性能。

本研究在自建数据集上进行消融实验以验证各模块对改进算法的贡献,同时通过计算结构相似度(SSIM)、重投影误差及角点误差(表 5),定量分析各模块在玉米图像多光谱各波段配准应用中的有效性。

表 5　热红外与可见光图像间配准消融实验分析

Tab. 5　Analysis of ablation experiments on registration between thermal infrared and visible light images

离散曲率	最小外接四边形拟合	LM	SSIM		重投影误差/像素		角点误差/像素	
			特征配准	单应性配准	特征配准	单应性配准	特征配准	单应性配准
×	×	×	0.545	0.488	7.31	7.76	7.45	8.19
√	×	×	0.549	0.499	6.93	7.35	7.16	7.84
√	√	×	0.559	0.509	6.49	6.65	6.11	7.63
√	√	√	0.569	0.518	6.17	6.53	5.74	6.27

注:LM 为 Levenberg－Marquardt。

为了验证改进算法的配准效果,如表 5 所示,传统 Canny 算法逐步引入离散曲率优化并筛选轮廓关键点、采用最小外接四边形拟合法及列文伯格-马夸尔特(LM)算法后,三者的互补性使配准性能提升——特征配准的 SSIM 上升,重投影和角点误差下降。所有实验中,特征配准的 SSIM 均高于单应性配准,误差更低,说明热红外与可见光图像间存在较强的非线性局部形变,特征级配准更具优势。消融实验表明,改进算法有效提升了配准性能。

定性分析(图 5)显示:不配准时两图吻合度差;传统轮廓配准算法部分改善对齐;本文改进算法精度最高,原因在于:离散曲率能识别角点及边缘转折点,优化特征几何特性并增强鲁棒性;最小外接四边形拟合法简化轮廓、减少异常值,确保角点顺时针有序排列;LM 算法进一步优化计算过程。三者协同全面提升了热红外与可见光图像的配准效果,与

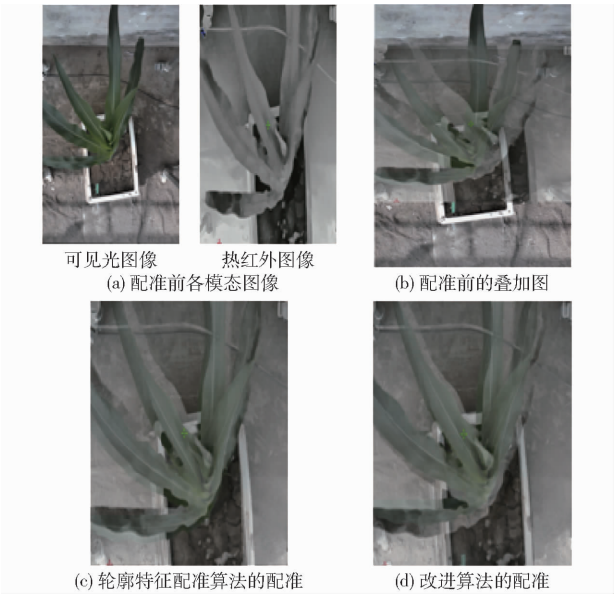

图 5 可见光图像与热红外图像配准效果对比图

Fig. 5 Comparison of registration results between visible and thermal infrared images

表 4 结果一致。

综上,相较于其他图像配准算法,本文提出的 Canny - Levenberg - Marquardt 改进算法在玉米热红外与可见光图像配准中具有更好的配准效果。

2.2.3 Chessboard - CLAHE - GB - Pyramid 改进算法的图像配准效果分析

为了验证 Chessboard - CLAHE - GB - Pyramid 改进算法的有效性,运用多光谱相机(型号:长光禹辰 MS400)与可见光相机(型号:芯视通 MK4231),获取玉米植株的多光谱图像和可见光图像。

为验证改进算法 Chessboard - CLAHE - GB - Pyramid 的性能,考虑到算法的泛化能力、复杂性和匹配准确性,选用经典的棋盘格配准法、LF - NET - BFMatcher - RANSAC(LBR)算法、轮廓特征配准算法与本文提出的改进算法进行定量对比分析(表 6)。在 3 种传统配准算法实验中,棋盘格配准法的特征配准和单应性配准性能表现最佳,而改进后的配准算法的性能指标均优于棋盘格配准法。

表 6 多光谱与可见光图像配准各类算法的性能对比分析

Tab. 6 Comparative analysis of performance of various algorithms for multispectral and visible image registration

配准波段	算法	SSIM		重投影误差/像素		角点误差/像素	
		特征配准	单应性配准	特征配准	单应性配准	特征配准	单应性配准
555 nm 与可见光图像配准	棋盘格配准算法	0.486	0.437	7.18	7.62	7.84	8.53
	LBR	0.438	0.408	8.11	8.46	8.72	9.34
	轮廓特征配准算法	0.419	0.389	8.54	8.91	9.15	9.82
	改进算法	0.507	0.463	6.42	6.87	7.03	7.68
660 nm 与可见光图像配准	棋盘格配准算法	0.478	0.429	7.46	7.93	8.05	8.78
	LBR	0.429	0.399	8.36	8.74	8.97	9.61
	轮廓特征配准算法	0.411	0.382	8.77	9.15	9.36	10.03
	改进算法	0.499	0.455	6.69	7.16	7.28	7.96
720 nm 与可见光图像配准	棋盘格配准算法	0.469	0.421	7.82	8.27	8.43	9.14
	LBR	0.421	0.392	8.71	9.08	9.29	9.95
	轮廓特征配准算法	0.402	0.374	9.16	9.54	9.71	10.38
	改进算法	0.489	0.446	7.02	7.49	7.66	8.36
940 nm 与可见光图像配准	棋盘格配准算法	0.462	0.414	8.06	8.55	8.76	9.52
	LBR	0.414	0.384	8.94	9.33	9.58	10.24
	轮廓特征配准算法	0.396	0.367	9.41	9.82	10.03	10.71
	改进算法	0.481	0.437	7.29	7.78	7.98	8.71

注:改进算法为 Chessboard - CLAHE - GB - Pyramid 算法。

由表 6 可知,棋盘格配准算法利用人工标定板提供稳定控制点,在异源配准中优于 LBR 和纯轮廓特征方法,说明人工标定特征具有一定鲁棒性但泛化能力较差。LBR 算法基于深度特征 LF - NET,直接用于异源配准时效果不理想(SSIM 最高仅 0.438)。轮廓特征配准算法仅依赖边缘轮廓,对光照和光谱变化敏感,性能最差。改进算法融合棋盘格先验、CLAHE 增强、GB 降噪与金字塔多尺度策略,有效提升了异源图像间的特征一致性,取得最优结果。所有算法和波段下,特征配准的 SSIM 均高于单应性配准,且误差更低,表明多光谱与可见光图像间的非线性形变显著。随着配准波段波长增加,所有指标逐渐恶化,说明长波段(如 940 nm)与可见光光谱差异更大,配准难度最高。对比实验表明,本文改进算法在玉米多光谱与可见光图像配准中性能有所提升。

消融实验(表 7)定量分析了各模块的贡献。在传统棋盘格配准基础上,结合 CLAHE 增强、GB 降

表 7　多光谱与可见光图像间配准消融实验分析

Tab. 7　Analysis of ablation experiments with registration between multispectral and visible light images

与可见光配准波段中心波长/nm	CLAHE	GB	Pyramid	SSIM		重投影误差/像素		角点误差/像素	
				特征配准	单应性配准	特征配准	单应性配准	特征配准	单应性配准
555	×		×	0.486	0.437	7.18	7.62	7.84	8.53
	√	×	×	0.494	0.446	6.96	7.39	7.61	8.26
	√	√	×	0.501	0.454	6.71	7.12	7.34	7.98
	√	√	√	0.507	0.463	6.42	6.87	7.03	7.68
660	×		×	0.478	0.429	7.46	7.93	8.05	8.78
	√	×	×	0.486	0.437	7.21	7.67	7.82	8.49
	√	√	×	0.493	0.446	6.97	7.42	7.56	8.21
	√	√	√	0.499	0.455	6.69	7.16	7.28	7.96
720	×		×	0.469	0.421	7.82	8.27	8.43	9.14
	√	×	×	0.476	0.429	7.56	8.01	8.18	8.87
	√	√	×	0.483	0.438	7.31	7.75	7.91	8.61
	√	√	√	0.489	0.446	7.02	7.49	7.66	8.36
940	×		×	0.462	0.414	8.06	8.55	8.76	9.52
	√	×	×	0.469	0.422	7.81	8.29	8.49	9.23
	√	√	×	0.475	0.430	7.57	8.04	8.24	8.97
	√	√	√	0.481	0.437	7.29	7.78	7.98	8.71

噪与金字塔多尺度方法，三者互补使配准效果提升，表现为 SSIM 上升，重投影及角点误差下降。在所有波段与可见光配准中，联合使用 3 项策略均优于单一或无效策略，证明三者协同能最大程度提升配准精度。同时，随着多光谱波段波长减小，配准性能单调上升：SSIM 从 0.481 提升至 0.507，重投影误差从 7.29 像素降至 6.42 像素，角点误差从 7.98 像素降至 7.03 像素。这一趋势的原因在于近红外波段（720、940 nm）与可见光（400 ~ 700 nm）的物理反射特性差异大，玉米植株在近红外与可见光下呈现完全不同的辐射特征，波长增加导致非线性辐射畸变更严重。消融实验结果验证了改进算法提升了玉米植株图像配准性能。

本文将 Chessboard - CLAHE - GB - Pyramid 改进算法与最佳棋盘格算法进行定性分析，如图 6 所示。

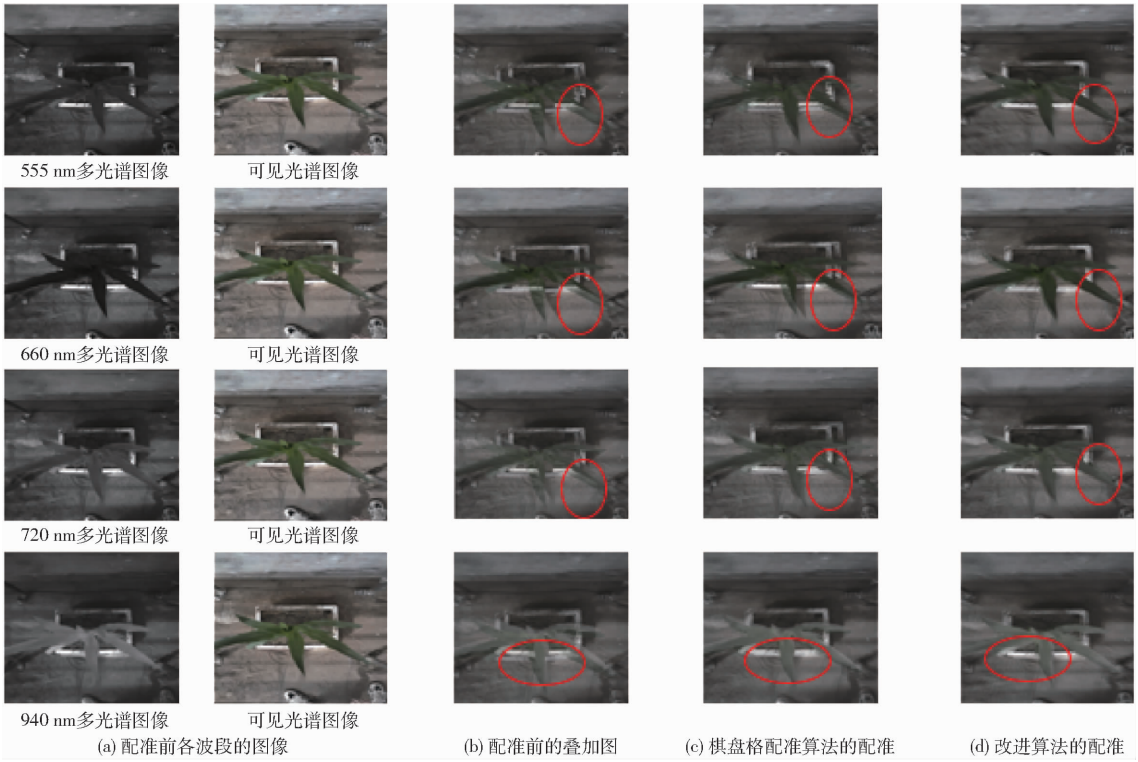

图 6　多光谱图像和可见光图像配准效果对比

Fig. 6　Comparison of registration results between multispectral and visible images

由图 6 圆圈处可以看出,当两幅原图简单叠加时,若不进行图像配准,两幅图像的吻合度很差。棋盘格配准算法一定程度上提高了图像的吻合程度,而本文改进算法的配准精度最高,这是因为基于标定板棋盘格图像,再结合图像增强(CLAHE),可以提高棋盘格图像配准的鲁棒性。采用的高斯金字塔通过逐层高斯模糊,实现图像的多尺度表示,有助于提升特征检测和匹配的鲁棒性。改进算法有效提升了玉米多光谱与可见光图像的配准精度,这一结论与表 6 中的结果一致。

综上,相较于其他几种图像配准算法,本文提出的 Chessboard - CLAHE - GB - Pyramid 改进算法在玉米植株多光谱图像与可见光图像的配准中性能更佳。

3 结论

(1)针对 LF - NET - BFMatcher - RANSAC 算法粗配准环节中 BFMatcher 过度依赖输入描述子的判别能力、精配准环节因随机采样样本时未考虑对应点的质量差异,存在明显局限性的问题,提出了 LF - NET- SCD - PROSAC 改进算法。针对异常值或错误检测点导致的边缘检测效果差、图像配准效率低的问题,提出了 Canny - Levenberg - Marquardt 改进算法。为提高棋盘格图像配准精度和效率,本文提出了 Chessboard - CLAHE - GB - Pyramid 改进算法。3 种改进算法的性能提升在玉米植株的多波段光谱图像配准、热红外图像与可见光图像的配准、多光谱图像与可见光图像的配准实验中得到验证,各改进算法在结构相似度上均有提升,而重投影误差及角点误差均有下降,为作物表型研究提供了技术支撑。

(2)通过对比实验及消融实验验证了本文提出的 3 种图像配准改进算法都不同程度地提升了基础算法的配准性能,联合策略均优于任一单一策略,表明多种策略具有互补性,能分别解决不同类型误差(如几何畸变、局部非线性形变、误匹配剔除等)。不论是多光谱图像之间、多光谱与可见光图像之间,还是热红外与可见光图像之间的配准任务中,都存在局部非线性形变(由镜头畸变、视角差异、波段间折射差异等引起)。由于全局单应性变换无法精确建模,而特征配准允许局部调整,3 种改进算法的特征配准在所有指标上均优于单应性配准。

(3)由结构相似度(SSIM)可以看出,无论同源还是异源,波段间隔越大,SSIM 值越低,图像配准精度越低,需针对性加强预处理或特征提取。该趋势在玉米多光谱图像之间配准、玉米多光谱图像与玉米可见光图像配准中具有一致性。

(4)由于同源图像间光谱相关性高,共有特征丰富,SSIM 高达 0.75 以上,最优 SSIM 超过 0.77,误差极小。多光谱同源配准难度最低;在热红外与可见光图像的配准中,热红外图像具有较稳定的温度边缘结构,与可见光轮廓存在一定对应关系。因此,热红外-可见光配准难度中等,其 SSIM 值为 0.545,最优 0.569,虽低于玉米多光谱图像之间的配准效果,但高于多光谱与可见光图像的配准效果。多光谱-可见光配准难度最高,窄带多光谱(如 555 nm 绿光)与宽带可见光(RGB)的光谱重叠有限,且多光谱图像常伴有噪声和低对比度,导致特征匹配最困难。SSIM 仅 0.486,最优 0.507,重投影误差(6.42 像素)也略高于热红外与可见光图像的配准(6.17 像素)。

参 考 文 献

[1] 赵春江. 植物表型组学大数据及其研究进展[J]. 农业大数据学报, 2019, 1(2): 5 - 18.
Zhao Chunjiang. Big data of plant phenomics and its research progress[J]. Journal of Agricultural Big Data, 2019, 1(2): 5 - 18. (in Chinese)

[2] 程曼, 袁洪波, 蔡振江, 等. 田间作物高通量表型信息获取与分析技术研究进展[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊 1): 314 - 324.
Cheng Man, Yuan Hongbo, Cai Zhenjiang, et al. Review of field-based information acquisition and analysis of high-throughput phenotyping[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(S1): 314 - 324. (in Chinese)

[3] 郝子源, 杨玮, 李浩, 等. 基于多源信息和深度学习的多作物叶面积指数预测模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(12): 3862 - 3870.
Hao Ziyuan, Yang Wei, Li Hao, et al. Study on prediction models for leaf area index of multiple crops based on multi-source information and deep learning[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(12): 3862 - 3870. (in Chinese)

[4] 李道亮, 赵晔, 杜壮壮. 农业领域多模态融合技术方法与应用研究进展[J]. 农业机械学报, 2025, 56(1): 1 - 15.
Li Daoliang, Zhao Ye, Du Zhuangzhuang. Advances in multi-modal fusion techniques and applications in agricultural field[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 1 - 15. (in Chinese)

[5] 伞红军, 冯金祥, 陈久朋, 等. 基于改进双目 ORB - SLAM3 的特征匹配算法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(5): 625 - 634.
San Hongjun, Feng Jinxiang, Chen Jiupeng, et al. Feature matching algorithm based on improved binocular ORB - SLAM3[J].

Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(5): 625 – 634. (in Chinese)

[6] 江庆, 安东, 韩华宇, 等. 基于激光雷达与 RGB 相机融合的玉米作物行检测算法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10):263 – 274.
Jiang Qing, An Dong, Han Huayu, et al. Maize crop row detection algorithm based on fusion of LiDAR and RGB camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 263 – 274. (in Chinese)

[7] 李路, 孙超奇, 周玉凡, 等. 基于 FAS – YOLO v8n 的爬岸上草小龙虾多源图像融合识别方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(8): 526 – 534.
Li Lu, Sun Chaoqi, Zhou Yufan, et al. Multi-source image fusion recognition of crawling bank grass crayfish based on FAS – YOLO v8n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(8): 526 – 534. (in Chinese)

[8] Rauscher B J. NSClean: an algorithm for removing correlated noise from JWST NIRSpec images[J]. Publications of the Astronomical Society of the Pacific, 2024, 136(1): 015001.

[9] 惠阳, 韩栋, 牛博雅, 等. 基于三维点云的飞机扣板零件轮廓关键角点特征提取方法[J]. 制造技术与机床, 2025(4): 166 – 171.
Hui Yang, Han Dong, Niu Boya, et al. Key corner feature extraction method for aircraft buckle parts contour based on 3D point cloud[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2025(4): 166 – 171. (in Chinese)

[10] 国仲凯, 彭树鸿, 郑福海. 基于改进 SPHP 算法的无人机遥感影像智能拼接方法[J]. 技术与市场, 2023, 30(9): 24 – 27.
Guo Zhongkai, Peng Shuhong, Zheng Fuhai. Intelligent mosaic method for unmanned aerial vehicle remote sensing images based on improved SPHP algorithm[J]. Technology and Market, 2023, 30(9): 24 – 27. (in Chinese)

[11] 樊建伟, 袁喜悦, 李博文, 等. 基于局部自相似结构特征的多模态影像匹配[J]. 信阳师范学院学报(自然科学版), 2023, 36(2): 295 – 299.
Fan Jianwei, Yuan Xiyue, Li Bowen, et al. Multimodal image registration based on local self-similarity structural features[J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition), 2023, 36(2): 295 – 299. (in Chinese)

[12] Sideri-Lampretsa V, Stolt-Ansó N, Qiu H, et al. Interpretable deformable image registration: a geometric deep learning perspective[PP/OL]. V2. arXiv (2025 – 03 – 10)[2026 – 06 – 05]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.13294.

[13] Wodzinski M, Ciepiela I, Kuszewski T, et al. Semi-supervised deep learning-based image registration method with volume penalty for real-time breast tumor bed localization[J]. Sensors, 2021, 21(12): 4085.

[14] 付添, 邓长征, 韩欣月, 等. 基于深度学习的电力设备红外与可见光图像配准[J]. 红外技术, 2022, 44(9): 936 – 943.
Fu Tian, Deng Changzheng, Han Xinyue, et al. Infrared and visible image registration for power equipments based on deep learning[J]. Infrared Technology, 2022, 44(9): 936 – 943. (in Chinese)

[15] Chen H, Cao X, Li Z, et al. Image matching algorithm under adverse conditions based on SIFT[C]//2024 14th International Conference on Information Technology in Medicine and Education (ITME). Guiyang: IEEE, 2024: 1082 – 1086.

[16] Yang M, Li J, Li Z, et al. Self-adaptive SURF for image-to-video matching[J]. Signal, Image and Video Processing, 2024, 18(1): 751 – 759.

[17] Song Runze, Liu Haoyu, Hu Yueyang, et al. Development of a high-speed time-synchronized crop phenotyping system based on Precision Time Protocol[J]. Applied Sciences, 2025, 15: 8612.

[18] He W, Lu Z, Liu X, et al. A real-time and high precision hardware implementation of RANSAC algorithm for visual SLAM achieving mismatched feature point pair elimination[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2024, 71(11): 5102 – 5114.

[19] Lei S, Tian S, Huang Q, et al. A real-time localization algorithm based on feature point matching[C]//2022 International Conference on Culture-Oriented Science and Technology (CoST). Lanzhou: IEEE, 2022: 237 – 241.

[20] Nakagawa K, Hayashi K. Lf-net: generating fractional time-series with latent fractional-net[C]//2024 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Yokohama: IEEE, 2024: 1 – 8.

[21] Zhu X, Li Z, Sun C, et al. Fast aerial image stitching algorithm for UAV based on improved SURF[C]//2023 China Automation Congress (CAC), 2023: 7598 – 7604.

[22] Xu Z, Ji X, Wang M, et al. Edge detection algorithm of medical image based on Canny operator[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1955(1): 012080.

[23] Fischer A, Izmailov A F, Solodov M V. The Levenberg-Marquardt method: an overview of modern convergence theories and more[J]. Computational Optimization and Applications, 2024, 89(1): 33 – 67.

[24] Li Gang, Win Nan Su Su, Fan Meiling, et al. Enhance registration precision of transmission breast images utilizing improved Levenberg-Marquardt optimization algorithm with normalized cross-correlation[J]. Computers in Biology and Medicine, 2025, 186: 109654.

[25] Darzi F, Bocklitz T. A review of medical image registration for different modalities[J]. Bioengineering, 2024, 11(8): 786.

[26] 贾亚雯. 自适应裁剪直方图分段均衡化图像增强[D]. 西安:西安邮电大学, 2022: 85.
Jia Yawen. Adaptive cropping histogram segmental equalization for image enhancement[D]. Xi'an: Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2022: 85. (in Chinese)

(下转第 46 页)

[27] Manikandan G, Pragadeesh B, Manojkumar V, et al. Classification models combined with Boruta feature selection for heart disease prediction[J]. Informatics in Medicine Unlocked, 2024, 44: 101442.

[28] 李鱼强, 潘天红, 李浩然, 等. 近红外光谱 LASSO 特征选择方法及其聚类分析应用研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(12): 3809 - 3815.
Li Yuqiang, Pan Tianhong, Li Haoran, et al. NIR spectral feature selection using LASSO method and its application in the classification analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(12): 3809 - 3815. (in Chinese)

[29] 胡念三, 刘克稻, 张鑫宇, 等. 基于 KNN 回归的高炉推移系统推移性能预测[J]. 重型机械, 2025(1): 70 - 78.
Hu Niansan, Liu Kedao, Zhang Xinyu, et al. Pushing performance prediction of a blast furnace pushing system based on KNN regression[J]. Heavy Machinery, 2025(1): 70 - 78. (in Chinese)

[30] Fan Guofeng, Peng Liling, Hong Weichiang, et al. Electric load forecasting by the SVR model with differential empirical mode decomposition and auto regression[J]. Neurocomputing, 2016, 173: 958 - 970.

[31] Üstün B, Melssen W J, Buydens L M C. Visualisation and interpretation of support vector regression models[J]. Analytica Chimica Acta, 2007, 595(1 - 2): 299 - 309.

[32] 承达瑜, 陈帅琴, 付春晓, 等. 融合无人机光谱、纹理特征与 LAI 的冬小麦单产估测方法[J]. 农业机械学报, 2026, 57(13): 281 - 293.
Cheng Dayu, Chen Shuaiqin, Fu Chunxiao, et al. Winter wheat yield estimation method based on integration of UAV spectral features, texture features and LAI[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(13): 281 - 293. (in Chinese)

[33] Yan Zhao. Research and application on BP neural network algorithm [C]// Proceedings of the 2015 International Industrial Informatics and Computer Engineering Conference. Xi'an: Atlantis Press, 2015:1444 - 1447.

[34] Song Jiang, Li Jinyuan, Zhang Sai, et al. Landslide risk prediction by using GBRT algorithm: application of artificial intelligence in disaster prevention of energy mining[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2022, 166: 384 - 392.

[35] 何宁, 王剑, 卢宪菊, 等. 基于无人机多源数据的花生表型估算模型[J]. 农业机械学报, 2026, 57(1): 114 - 124.
He Ning, Wang Jian, Lu Xianju, et al. Peanut phenotype estimation model based on multi-source data from unmanned aerial vehicles[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(1): 114 - 124. (in Chinese)

[36] Yaseen Z M. An insight into machine learning models era in simulating soil, water bodies and adsorption heavy metals: review, challenges and solutions[J]. Chemosphere, 2021, 277: 130126.

[37] 文嘉意, 薛经纬, 李晓璇. XGboost 辅助的变电站底部薄弱型设备抗震快速评估[J]. 高压电器, 2025, 61(12): 9 - 16.
Wen Jiayi, Xue Jingwei, Li Xiaoxuan. Rapid seismic assessment of vulnerable bottom-mounted equipment in substation assisted by XGBoost[J]. High Voltage Apparatus, 2025, 61(12): 9 - 16. (in Chinese)

[38] 杨正雄, 张显云, 任明亚. 基于 CatBoost 的四川木里县森林火灾预测[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(21): 8823 - 8832.
Yang Zhengxiong, Zhang Xianyun, Ren Mingya. Forest fire prediction in Muli County, Sichuan based on CatBoost[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(21): 8823 - 8832. (in Chinese)

[39] Edoardo M, Ferenc S, Stella T, et al. SHAP-based explanation methods: a review for NLP interpretability[C]// Proceedings of the 29th International Conference on Computational Linguistics. Gyeongju: International Committee on Computational Linguistics, 2022:4593 - 4603.

(上接第 33 页)

[27] Sharma R, Kamra A. A review on CLAHE based enhancement techniques[C]// 2023 6th International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I). Gautam Buddha Nagar: IEEE, 2023: 321 - 325.

[28] Devi T G, Patil N, Rai S, et al. Gaussian blurring technique for detecting and classifying acute lymphoblastic leukemia cancer cells from microscopic biopsy images[J]. Life, 2023, 13(2): 348.

[29] Jing J, Ren H. Defect detection of printed fabric based on RGBAAM and image pyramid[J]. Autex Research Journal, 2021, 21(2): 135 - 141.

[30] 吴宪君. 基于 SIFT 的阈值匹配的人脸识别算法[J]. 计算机光盘软件与应用, 2013, 16(24): 191 - 192.
Wu Xianjun. Face recognition algorithm based on threshold matching with SIFT[J]. Computer CD Software and Applications, 2013, 16(24): 191 - 192. (in Chinese)

[31] Bakurov I, Buzzelli M, Schettini R, et al. Structural similarity index (SSIM) revisited: a data-driven approach[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 189: 116087.