不同飞行高度对滴灌棉花花铃期冠层温度提取精度的影响

刘雨1, 慈宝霞1, 高雪松1, 罗洪洋1, 张吕夥1, 刘扬1,2*, 马富裕1,2

(1 石河子大学农学院/新疆兵团绿洲生态农业重点实验室,新疆石河子,832003;

2 现代农业生产信息化管理与应用技术国家地方联合工程研究中心(新疆兵团),石河子,新疆8320003)

摘要:【目的】作物冠层温度是表征作物水分胁迫状况的关键生理指标,对 实现精准农业水分管理具有重要指导意义。然而,在田间复杂环境条件下,不同 无人机飞行高度获取的冠层温度数据存在显著差异。本研究以花铃期滴灌棉花为 研究对象,重点探讨飞行高度对冠层温度提取精度的影响。【方法】本研究通过 设置 12、20、30、50、70 m 的飞行高度获取 3 天/次、5 天/次、7 天/次、12 天/ 次水分处理下花铃期棉花冠层热红外图像。采用剔除温度频率分布直方图前后 1%温度(首尾 1%剔除法)、12-30 m 高度剔除 0.5%以下温度(低频 0.5%剔除 法)以及 50-70 m 高度剔除 1%以下温度优化(低频 1%剔除法)方法提取冠层温 度信息,分析不同剔除异常值的方法对冠层温度提取精度的影响。【结果】结果 表明,12-30 m 低频 0.5%剔除法作为低空提取精度最佳方法,两年冠层温度与实 测温度拟合模型 R² 分别为 0.874、0.934, RMSE 分别为 2.435、2.171; 50-70 m 首尾 1%剔除法作为高空提取精度最佳方法,两年冠层温度与实测温度拟合模型 R²分别为 0.833、0.914, RMSE 分别为 3.904、3.859; 30 m 飞行高度为棉花冠层 温度提取最佳高度,2023 和2024 年冠层图像温度与实测温度拟合模型 R²分别 为 0.863、0.720, RMSE 分别为 2.424、3.664。【结论】本研究通过针对不同飞 行高度采用差异化的温度异常值剔除方法,显著提升了无人机热红外影像中棉花 冠层温度的提取精度。剔除异常值后的温度提取方法不仅提高了数据可靠性,更 为新疆棉田水分状况的精准监测以及科学灌溉决策的制定提供了重要的技术支 撑和理论依据。

关键字: 飞行高度; 棉花花铃期; 冠层温度; 提取精度

石河子大学自主立项科研项目: ZZZC2023011 2024-2025 基于低空无人机热红外图像参数融合的棉花水分监测研究

作者简介: 刘雨(2004 -),女,甘肃天水人,本科生,(E-mail)ly025204@163.com

通讯作者*: 刘扬(1989-),女,青海民和人,副教授,博土,硕士生导师,研究方向为作物水肥高效利用及精准栽培,(E-mail)ly.0318@163.com

The Influence of Different Flight Altitudes on the Accuracy of Canopy

Temperature Extraction in Drip-Irrigated Cotton during the Flowering

and Boll Stage

Liu Yu¹, Ci Baoxia¹, Gao Xuesong¹, Luo Hongyang¹, Zhang Lühuo¹, Liu Yang^{1,2*}, Ma Fuyu^{1,2}

- (1 College of Agriculture, Shihezi University / Xinjiang Production and Construction Corps Key Laboratory of Oasis Eco-Agriculture, Shihezi, Xinjiang, 832003, China;
- 2 National and Local Joint Engineering Research Center for Modern Agricultural Production Informatization Management and Application Technology (Xinjiang Production and Construction Corps), Shihezi, Xinjiang, 832003, China)

Abstract: [Objective] Canopy temperature serves as a crucial physiological indicator for assessing crop water stress, playing a pivotal role in precision agricultural water management. Nevertheless, under complex field conditions, canopy temperature data obtained by unmanned aerial vehicles (UAVs) at varying flight altitudes exhibit substantial discrepancies. This study centered on drip-irrigated cotton during the flowering and boll stage, aiming to explore the influence of flight altitude on the accuracy of canopy temperature extraction. [Methods] Thermal infrared images of cotton canopies were captured at flight altitudes of 12 m, 20 m, 30 m, 50 m, and 70 m under four water treatment schedules with irrigation intervals of 3 days, 5 days, 7 days, and 12 days during the flowering and boll stage. Three methods were utilized to extract canopy temperature: (1) the 1% truncation method, which removed the top and bottom 1% of values from the temperature frequency distribution histogram; (2) the low-frequency 0.5% truncation method, applicable for altitudes ranging from 12 m to 30 m, which eliminated temperatures below the 0.5th percentile; and (3) the low-frequency 1% truncation method, suitable for altitudes between 50 m and 70 m, which excluded temperatures below the 1st percentile. The impact of these different outlier removal methods on the accuracy of canopy temperature extraction was systematically analyzed. [Results] The results indicated that the low-frequency 0.5% truncation method for altitudes between 12 m and 30 m demonstrated the highest accuracy for low-altitude extraction. The coefficient of determination (R²) values of the fitting models between canopy temperatures and measured temperatures were 0.874 and 0.934, and the root mean square error (RMSE) values were 2.435 and 2.171 for the two experimental years, respectively. For high-altitude extraction, the 1%

truncation method applied at 50 m-70 m altitudes was optimal, yielding R² values of 0.833 and 0.914, and RMSE values of 3.904 and 3.859 over the two years. Moreover, a flight altitude of 30 m was identified as the most suitable for canopy temperature extraction, with R² values of 0.863 and 0.720, and RMSE values of 2.424 and 3.664 in 2023 and 2024, respectively. 【Conclusion】 This study significantly improved the accuracy of cotton canopy temperature extraction from UAV thermal infrared imagery by applying flight-altitude-specific outlier removal methods. The refined temperature extraction approach not only enhanced data reliability but also provided critical technical and theoretical support for precise water status monitoring and irrigation optimization in Xinjiang cotton fields.

Keywords: flight altitude; cotton flowering and boll stage; canopy temperature; extraction accuracy

1 引言

【本研究的重要意义】受全球气候变化影响,水资源短缺问题日益严峻[1],农业灌溉用水占世界总用水量的 70%[2-3],且各行业用水竞争激烈,农业用水不断被挤占[4],提高农田灌溉水分利用效率迫在眉睫。据统计,2022 年新疆用水总量为 562.2 亿 m³,超过新疆 2030 年用水总量控制红线指标 35.46 亿 m³。新疆农业用水量占全疆总用水量的 91%,农田实灌亩均用水量达到 555m³·hm²·2[5-6]。因此,如何实现精准定量灌溉是水分高效利用的关键举措。近年来,利用无人机搭载热红外传感器非接触式测量、获取大范围的冠层热红外遥感图像[7],并通过图像处理技术提取冠层温度的方法,有效反映植株的水分亏缺状态,为农业水分监测提供了新的技术手段[8-10]。然而,该技术监测精度除了受大气条件、测量时间和传感器朝向的影响外,飞行高度和冠层温度的提取方法也是关键因素之一。飞行高度会影响热红外传感器获取的冠层温度的提取方法也是关键因素之一。飞行高度会影响热红外传感器获取的冠层温度数据的准确性和分辨率,而冠层温度的提取方法则直接影响数据的可靠性和精度[11]。因此,深入研究冠层温度的异常值剔除方法和飞行高度对冠层温度监测精度的影响,对于提高无人机热红外遥感技术在农业水分管理中的应用效果具有重要意义。

【前人研究进展】冠层温度信息受环境温度^[12]、光照强度^[13]、湿度^[14]、发射率^[15]、时间^[16]以及航拍高度等影响。为提高冠层温度提取精度,Idso^[17]通过无人机热红外遥感技术获取高分辨率、高时效性数据,利用 Otsu-EXG-Kmeans 等优化算法提高冠层温度提取精度。张智韬^[18]在无人机热红外 20 m 飞行高度下利用 Otsu-EXG-Kmeans 算法剔除夏玉米土壤背景获取冠层温度,精度达 95.9%,相关系数(R)0.788、1.901 ℃。张智韬后续研究发现,Canny 边缘检测算法能有效剔除 15 m 飞行高度下棉花土壤背景噪声^[19],所提取冠层图像准确率高达

91.90%、92.76%^[20]。刘奇^[21]在 20 m 飞行高度下通过准确剔除土壤背景提高作 物水分的监测精度,表明用剔除冠层温度直方图中较低和较高的边界值,计算得 到的 CWSITcF%与作物生理指标相关性更佳。党旭伟[20]利用 Canny 边缘检测算 法在 30 m 飞行高度下获得棉花苗期、蕾期冠层温度并去除温度直方图两端 1% 温度,提取的冠层温度与实测温度相关性 R 高达 0.94、0.95,RMSE 低至 1.59、 1.43℃。吴卫熊等^[22]在 5 m 飞行高度下采用最大类间方差法(Otsu)减少阈值 分割过程中甘蔗热红外图像阴影干扰,通过剔除直方图最大1%温度方法提高分 割精度,所获苗期冠层精度最佳 R² 为 0.859,RMSE 为 0.394℃。张智韬等^[23]在 50、60 m 飞行高度下通过异常值数据剔除方法提高冠层温度提取精度, 研究表 明剔除温度直方图两端(温度最大、最小值)各1%温度像元的玉米冠层温度与 实测冠层温度的相关性更高(4次试验的R²由0.823、0.886、0.899、0.876提 高至 0.906、0.938、0.944、0.922),剔除温度直方图前端 1%温度像元的地表 土壤温度与实测地表温度的相关性也更高(2次试验的R²分别由0.841、0.875 提高至 0.908、0.925)。以上研究说明了冠层温度提取精度受图像噪声、土壤 背景以及异常值数据剔除方法的影响,不同异常值剔除方法对同一飞行高度下获 取的影像数据具有显著不同的温度提取效果。除此之外,同一异常值剔除法在不 同飞行高度条件下的监测精度也存在明显差异。如,谷洋洋[24]研究发现在一定高 度范围内(0-50 m),较高的飞行高度(45 m)对描述植被冠层结构 ePAI 估算 精度高(r=0.82, rRMSE=24.62%),可以节省数据采集时间、提高效率。李瑞 鑫[25]基于无人机遥感技术,采用随机森林法构建 10、15、20、25、50 和 75 m 飞 行高度下基于植被指数的叶绿素相对含量遥感估算模型,结果表明,在20m无 人机飞行高度下获得玉米乳熟期、灌浆期的植被指数均与叶片 SPAD 值呈显著相 关($\alpha = 0.05$), 证明了 20 m 是无人机遥感测定叶绿素相对含量的最佳飞行高度。 徐永胜[^{26]}通过设置 50、70 和 100 m 无人机飞行高度,利用传统分水岭算法和改 进分水岭算法对樟子松样地单木树冠和林隙进行提取,对树冠冠幅和树冠投影面 积进行估算,结果表明利用改进分水岭算法在50m无人机飞行高度获取的林木 影像可以有效提取林木树冠和林隙面积信息。Gadhwal Manoi^[27]与 H.S. Sangha^[28] 的研究均表明,在利用搭载热红外的小型无人机系统(sUAS)监测作物冠层温 度时,50 m 飞行高度搭配 13 mm 焦距相机是较优组合。前者针对玉米的研究显 示,该组合能获得最佳的冠层温度传感精度与图像质量;后者针对大豆的研究则 指出,此组合可产生更精细的正射镶嵌分辨率,为冠层温度监测提供可靠且准确 的信息。

【本研究切入点】飞行高度与提取方法对监测精度均具有显著影响。棉花具有冠层结构密集且叶片空间分布均匀的特征,现有研究多采用15-50 m的飞行高度进行监测作业,缺乏最佳飞行高度的系统性评估与优化;通过对现有冠层温度

提取方法的系统比较分析发现,各类方法在精度表现上存在显著差异。其中,直方图异常值数据剔除法^[18-21]以较高的提取精度、较低的均方根误差及良好的模型稳定性展现出显著优势。然而,现有直方图异常值数据剔除法存在多样性特征,其温度像元剔除阈值(如 1%、0.5%、2%、5%或其他阈值)并非固定参数,不同剔除比例可能对优化效果产生显著影响需进一步验证。

【拟解决问题】花铃期为棉花水分临界期,此时冠层温度信息的精度差异对水分监测具有重要意义,本研究通过利用无人机搭载热红外传感器开展不同飞行高度(12、20、30、50、70 m)对棉花花铃期冠层温度提取精度的影响研究,采用首尾 1%剔除法、低频 0.5%剔除法、低频 1%剔除法,旨在解决两个关键科学问题: 1.在相同飞行高度下,不同温度像元剔除方法对冠层温度提取精度的影响,2.针对棉花冠层特征,确定可实现最优温度提取精度的最佳飞行高度。研究结果可为实现滴灌棉田水分状况的精准监测、动态评估及灌溉决策的定量化、智能化提供可靠的技术支撑与方法论指导。

2 材料与方法

2.1 研究区概况

试验区位于新疆石河子市石河子大学教学试验场三连(85.97 E,44.32 N),海拔 470 m。该地区属于温带大陆性气候,夏季炎热干燥,冬季寒冷,降水稀少,日照充足,昼夜温差大,多年平均降水量为 125-207 mm,主要分布在 7-9 月,平均日气温 25.1-26.1 °C(图 1),年蒸发量为 1000-1500 mm,无霜期为 168-171 d, \geq 0°C的活动积温为 4023-4118 °C, \geq 10°C的活动积温为 3570-3729 °C。该研究区域的土壤质地为黏壤土,平均田间持水量为 16.07%(质量含水率),平均土壤干容重为 1.43 g·cm⁻³。

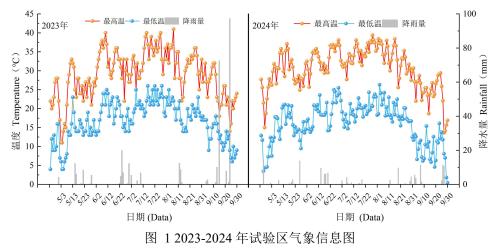


Figure 1 Meteorological Information Diagram of the Experimental Area from 2023 to 2024

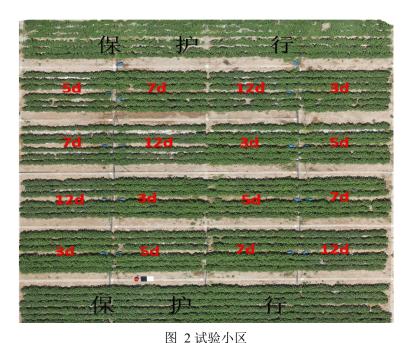


Figure 2 Experimental Plot

2.2 试验设计

试验于 2023-2024 年开展,以中棉 99 为供试品种,设置了 3 天/次、5 天/次、7 天/次、12 天/次四个灌溉频率处理,全生育期灌水总量为 5250 m³·hm² (表 1),每个处理重复 4 次,共计 16 个小区,小区面积为 6.0×8.0 m,小区之间设有防渗带,为消除边际效应,在试验小区东西两边设置保护行(图 2)。试验区采用滴灌水肥一体化技术进行棉花全程水肥管理,滴灌带滴头流量为 3.2 L·h¹,单翼迷宫式薄壁滴灌带,滴头间距为 20 cm,地膜厚度为(0.008±0.0003)mm,每个处理单次灌溉定额通过水表和阀门控制实现。2023 年 4 月 26 日播种,5 月 8 日出苗;2024 年 4 月 21 日播种,5 月 3 日出苗。棉花种植模式为 1 膜 3 管 3 行,76 cm等行距,播幅 2.28 m,全生育期施用 300 kg·hm² N、108 kg·hm² P2O5、97 kg·hm² K²O,所用肥料分别为尿素(N 46%)、磷酸一铵(12 N-61P2O-0 K2O)、硫酸钾(K2O 50%),均随水滴施,其他管理措施均按照高产栽培要求进行。

表 1 灌溉频率表 Table 1 Irrigation Quota Table

6L TH	人上去地丛进北西东	每次每小区灌水量	4 重复总灌水量
处理	全生育期总灌水频率	$(m^3/plot)$	$(m^3/plot)$
3 天	27 次	0.7093	2.8373
5 天	16 次	1.1970	4.7880
7 天	12 次	1.5960	6.3840

12 天	7 次	2.7360	10.9439
/ *			

2.3 数据采集

表 2 2023-2024 年试验采样日期表

采样年份				采样日期			
2023 年	7月21日	7月27日	7月30日	8月4日	8月6日	8月17日	8月20日
2024年	7月22日	7月27日	7月30日	8月5日	8月11日	8月17日	8月21日

2.3.1 无人机热红外图像采集

采用大疆御 2 行业进阶版无人机,搭载红外相机以及 RTK 定位模块进行图像采集。最大起飞重量 1100 g,最长飞行时间可达 31 min。热红外相机工作波段为 8-14 μm,传感器分辨率为 640×512 像素,镜头焦距 38 mm(其相关参数见表3)。设置无人机飞行高度分别为 12、20、30、50、70 m 五个高度,选择天气晴朗、视野良好的日期(表 2),按照无人机航线规划在正午 12:00-13:00(北京时间)进行图像采集,航向重叠率和旁向重叠率为 80%,镜头垂直地面进行拍摄。随着飞行高度的增加,采集所需时长逐渐缩短。其中,70 m 所需时间最短,12 m 用时最长。

表 3 红外相机参数 Table 3 Parameters of the Infrared Camera

fable 3 Farameters of the infrared Camera						
三	外相机					
传感器	非制冷氧化钒微测辐射热计					
镜头焦距	约 9mm; 等效焦距; 约 38mm					
传感器分辨率	640×512 @30Hz					
红外测温精度	±2℃或±2%,取较大值					
测温范围	-20℃至 150℃ (高增益模式)					
测 温化围	-20℃至 450℃ (低增益模式)					
数字变焦	16x					
像元间距	12 μ m					
波长范围	8-14 μ m					
照片格式	R-JPEG					
视频格式	MP4					
测温方式	点测温,区域测温					

FFC 自动/手动

2.3.2 地面数据采集

在各试验小区内,系统选取 5 株具有代表性的棉花植株作为样本,其选择标准包括: (1) 长势均匀一致; (2) 无明显病虫害症状; (3) 能够充分反映小区整体生长状况。在完成无人机热红外图像采集后,立即使用经过校准的便携式手持红外测温仪(精度±0.2 ℃)在植株冠层上方 5-8 cm 处进行冠层温度测量,每个样点重复测量 3 次并取平均值。同时,采用标准化的温度校正方法,分别测量黑白校正板和纯水的温度值,用于无人机热红外遥感图像的温度转换与辐射定标,以确保温度数据的准确性和可靠性。

2.4.数据处理



图 3 冠层温度提取流程

Figure 3 Canopy Temperature Extraction Process

2.4.1 无人机图像预处理

首先采用 Metashape 软件对热红外图像进行拼接处理以获取试验小区正射影像,并使用 ENVI 5.3 裁剪小区,而后用 DJI Thermal Analysis Tool 软件提取热红外图像中的黑白温度校正板及水的温度,同时利用 ENVI Classic 软件手动选取热红外图像中明显的地物特征点进行配准(特征点选取 30 个以上,且保证每个小区包含至少 2 个特征点,特征点均方根误差小于 1),最后利用 ENVI 5.3 软件将热红外图像的灰度值转换为温度,并用实测黑白板温度以及水温校准图像温度(图 4)。

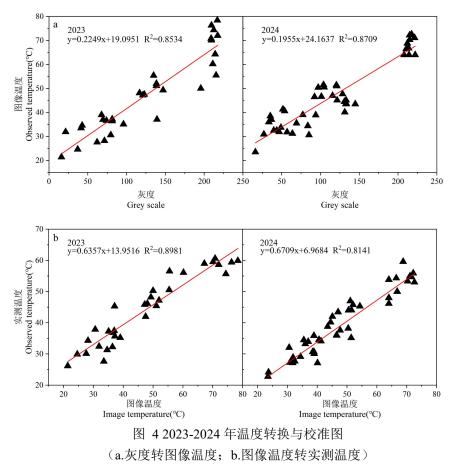


Figure 4 Temperature Conversion and Calibration Diagram from 2023 to 2024 (a. Grayscale to Image Temperature; b. Image Temperature to Measured Temperature)

2.4.2 冠层温度提取方法

K-means 作为经典无监督聚类算法,通过度量数据样本间的内在相似性,在无先验标签条件下实现数据集划分。其核心目标是最小化误差平方和,迭代更新簇质心并重新分配数据点,使类内相似度最大化、类间差异显著化。该算法凭借实现简单、计算高效、收敛快速等优势,在图像分割、模式识别等领域广泛应用,尤其适用于大规模数据处理。但聚类算法存在显著局限性:需预先设定聚类数 k,对初始质心选取敏感,易受噪声和异常值干扰,且在处理非凸形数据分布时效果欠佳。其核心公式如下[29-33]:

$$E = \sum\nolimits_{i = 1}^k {\sum\nolimits_{x \in Ci} {{{\left\| {x - {\mu _i}} \right\|}^2}} } \qquad \mu_i = \frac{1}{{\left| {{C_i}} \right|}}\sum\nolimits_{x \in Ci} x$$

式中,E 为该算法的误差平方和,k 为预设聚类簇数, μ 为第 i 个簇中的中心(质心),Ci 为第 i 个簇所有数据点,x 为单个温度观测点特征向量, $|C_i|$ 为第 i 个簇中数据点的数量。本研究采用 ENVI 5.6 软件平台实现 k-means 聚类分

析。算法参数设置如下:分类数量设定为5类,收敛阈值为5.00,最大迭代次数限制为15次。该参数配置在保证分类精度的同时,有效控制了计算复杂度。

2.4.3 冠层温度提取及其与实测温度相关性

为进一步评估冠层温度的提取效果^[20,23],本文采用剔除温度频率分布直方图前后 1%温度(首尾 1%剔除法)、12-30 m 高度剔除 0.5%以下温度(低频 0.5%剔除法)以及 50-70 m 高度剔除 1%以下温度(低频 1%剔除法)方法提取冠层温度,并将异常值剔除前后冠层温度与实测温度进行相关性分析。

2.4.4 建模集和验证集划分

试验设置 5 个无人机飞行高度,两年共获取 560 组有效数据(每个飞行高度 112 组)。基于各处理平均值计算得到 28 个特征数据点,采用 2/3:1/3 的比例划分建模集(n=19)与验证集(n=9),并通过异常值剔除确保样本分布的均匀性,有效保证了模型训练的稳定性和验证结果的可靠性。

2.4.5 模型的评价标准

采用 Origin 2024、Excel 2019 等软件制图和统计分析。

在特征值分析方面,本研究采用平均值、标准差和变异系数。平均值和标准 差是衡量数据集中趋势和离散程度的重要指标;变异系数是衡量数据相对离散程 度的指标,为标准差与平均值的比值,计算公式如下:

$$CV = \frac{\sigma}{\mu} \times 100\% \qquad \sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left(x_i - \mu \right)^2} \qquad \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_i$$

式中, σ 为数据的标准差, μ 为数据的均值,xi 为数据中的第i个值,n为数据的个数。

在模型精度评估方面,本研究采用决定系数(Coefficient of determination,R 2)和均方根误差(Root mean square error,RMSE)两个核心指标进行综合评价。其中,R 2 作为模型拟合优度的度量指标,其值域范围为[0,1],当 R 2 趋近于 1时,表明模型预测值与实测值之间具有高度线性相关性,模型解释力越强; RMSE 作为误差评估指标,其值域为[0,+ ∞),当 RMSE 趋近于 0 时,反映模型预测值与实测值的偏差越小,模型预测精度越高。其中[34]:

$$R = \frac{\sum_{i-1}^{n} \left(x_i - \overline{x}\right)^2 \left(y_i - \overline{y}\right)^2}{\sqrt{\sum_{i-1}^{n} \left(x_i - \overline{x}\right) \sum_{i-1}^{n} \left(y_i - \overline{y}\right)^2}}$$

$$R^{2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \hat{y}_{i})^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \hat{y})^{2}}$$

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

式中,xi 和 yi 分别为两个变量的观测值, \overline{x} 和 \overline{y} 分别为它们的均值,yi 为真实值, $\hat{y}i$ 为预测值,n 为样本数量。

3 结果与分析

3.1 不同异常值剔除方法的冠层温度与地面实测温度的相关性分析

本研究针对 12-30 m 和 50-70 m 两个高度区间,系统比较了不同温度异常值数据剔除方法的优化效果。通过构建预测模型并结合实际观测数据验证和相关特征值,对上述不同异常值剔除方法的性能进行了系统的定量评估和比较分析。

3.1.1 低空飞行高度(12-30 m)最优剔除方法分析

2023 年和 2024 年的数据(图 5)均采用了使用剔除异常值之后的温度和实测温度进行进行拟合的方法分析,呈现出相似的规律,即采用不同剔除方法后预测值与实测值之间的相关性均有所提高。其中,原始温度数据的拟合方程为y=1.0928x-5.27471、y=0.94738x-0.50327,决定系数 R²分别为 0.86327、0.92618。与原始温度相比,首尾 1%剔除法 2023 年相关系数 R²从 0.863 提升至 0.870,增幅 0.81%; 2024 年相关系数 R²从 0.9261 提升至 0.9263,增幅 0.02%。低频 0.5%剔除法 2023 年相关系数 R²从 0.863 提升至 0.873,增幅 1.15%; 2024 年相关系数 R²从 0.926 提升至 0.934,增幅 0.86%。表明剔除异常值的过程有助于改善模型的准确性,模型的拟合效果有所提升且剔除极端值后,数据的波动范围有所减小,数据更加集中(表 4)。对于 2023 年低频 0.5%剔除法温度数据,决定系数 R²为 0.87381,显示出较高的拟合精度; 2024 年低频 0.5%剔除法拟合方程为 y=0.94646x-0.62504,决定系数 R²达到 0.93632,是所有情况下最高的拟合优度。综上所述,通过合理的剔除异常值方法,可以显著提高模型的拟合性能。

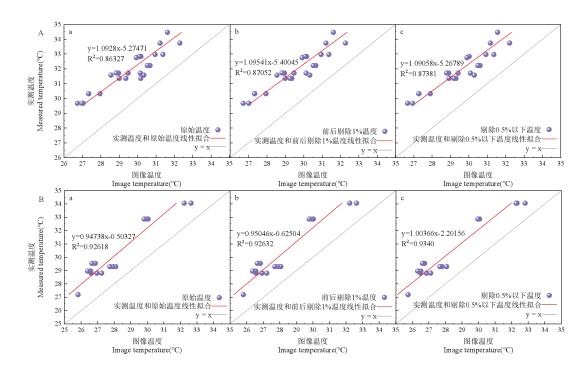


图 5 2023-2024 年 12—30 m 不同温度剔除方法拟合图 (A.2023 年实测温度与图像温度拟合图 B.2024 年实测温度与图像温度拟合图 a.原始提取温度 b.首尾 1%剔除法 c.低频 0.5%剔除法)

Figure 5 Fitting Diagrams of Different Temperature Exclusion Methods at a Height of 12-30 m from 2023 to 2024

- (A. Fitting Diagram of the Measured Temperature and the Image Temperature in 2023; B. Fitting Diagram of the Measured Temperature and the Image Temperature in 2024
- a. Original Extracted Temperature; b. First and Last 1% Exclusion Method; c. Low-frequency 0.5% Exclusion Method)

表 4 2023-2024 年 12-30 m 冠层温度特征值

Table 4 Characteristic Values of the Canopy Temperature at a Height of 12-30 m from 2023 to 2024

冠层温度		2023年			2024年	
	原始温度	首尾 1%剔	低频 0.5%	原始温度	首尾 1%剔	低频 0.5%
	数据	除法	剔除法	数据	除法	剔除法
最大值	39.413	39.399	39.352	35.252	35.258	35.311
最小值	22.939	22.936	22.928	24.716	24.680	24.610
平均值	29.721	29.706	29.665	28.048	28.023	27.987
标准差	2.363	2.363	2.365	2.281	2.283	2.331
变异系数	0.079	0.080	0.080	0.081	0.081	0.083

通过比较不同剔除方法(首尾 1%剔除法、低频 0.5%剔除法)的结果可以发现,在 2023年的数据中,首尾 1%剔除法 R^2 为 0.74;低频 0.5%剔除法 R^2 达到 0.75,增幅 0.89%,这表明剔除一定比例的异常值有助于提高模型的拟合精度(图 6)。同时,2024年的数据也表现出较高的拟合效果,首尾 1%剔除法拟合方程为 y=0.88526x+3.65675, R^2 为 0.90;低 频 0.5%剔除法 拟 合 方 程 为 y=0.82994x+5.24212, R^2 高达 0.94,增幅 4.18%。且经过剔除极端值处理后,平

均值整体趋势下降,标准差、变异系数增加(表 4)。由此可见,在 12-30 m 的 高度区间内,低频 0.5%剔除法在减少低值对数据的影响方面效果最好。

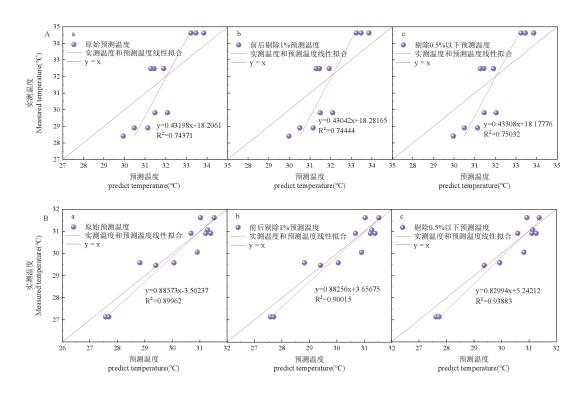


图 6 2023-2024 年 12—30 m 剔除方法验证图 (A.2023 年实测温度与图像温度拟合图 B.2024 年实测温度与图像温度拟合图 a.原始提取温度 b.首尾 1%剔除法 c.低频 0.5%剔除法)

Figure 6 Verification Diagrams of the Exclusion Methods at a Height of 12-30 m from 2023 to 2024

A.Fitting Diagram of the Measured Temperature and the Image Temperature in 2023; B. Fitting

Diagram of the Measured Temperature and the Image Temperature in 2024

a. Original Extracted Temperature; b. First and Last 1% Exclusion Method; c. Low-frequency 0.5%

Exclusion Method)

3.1.2 高空飞行高度(50-70 m)最优剔除方法分析

50-70 m飞行高度下,对比原始温度数据、首尾 1%剔除法和低频 1%剔除法三种方法,2023 和 2024 年数据剔除异常值之后的模型相关性均增强。建模结果显示,首尾 1%剔除法的模型拟合效果最佳,其两年的决定系数(R²)分别达到了 0.833、0.914,高于原始温度数据 0.12%、0.22%、高于首尾 1%剔除法 0.24%、2.08%。这表明在 50-70 m 高度下,频率分布直方图前后两端的异常值对模型的影响较大,适当的剔除异常值有助于提高模型的准确性。验证结果显示,在 50-70 m 的高度区间内首尾 1%剔除法模型在独立验证集上保持了较高的预测精度。

2023 年与 2024 年 50-70 m 高度区间内温度剔除方法拟合结果,不同数据处理策略对模型性能的影响存在显著差异。2023 年原始温度与实测温度的线性拟合方程为 y=0.94487x-2.04379,决定系数为 R^2 =0.83184;而首尾 1%剔除法拟合方程为 y=0.94627x-2.10718, R^2 为 0.83297,表明剔除异常值可以有效提升模型

性能。2024年,原始温度和首尾 1%剔除法拟合方程的 R²显著提升至 0.91222 和 0.91356,验证了模型优化的有效性;但低频 1%剔除法拟合方程为 y=1.04411x-5.47731,尽管斜率接近 1,R²却下降至 0.8959。2024年,在剔除异常值后,方程的截距绝对值显著增大,达到 5.47731。综合来看,剔除异常值在 2023年对模型稳定性影响较小,而在 2024年高精度模型中可能导致轻微的性能 波动,但两年数据皆表明对于 50-70 m 高度区间首尾 1%剔除法减少极端值对数据的影响方面效果最佳(图 7、表 5)。

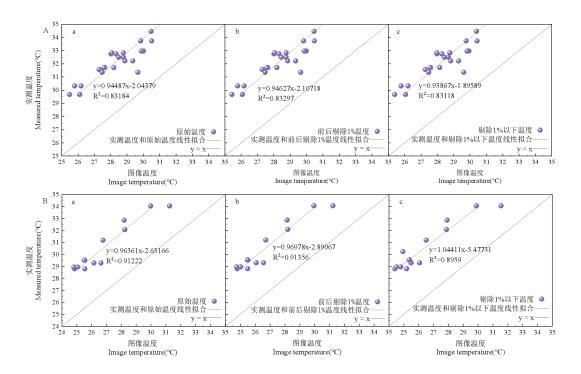


图 7 2023-2024 年 50—70 m 不同温度剔除方法拟合图 (A.2023 年实测温度与图像温度拟合图 B.2024 年实测温度与图像温度拟合图 a.原始提取温度 b.首尾 1%剔除法 c.低频 0.5%剔除法)

Figure 7 Fitting Diagrams of Different Temperature Exclusion Methods at a Height of 50-70 m from 2023 to 2024

- (A. Fitting Diagram of the Measured Temperature and the Image Temperature in 2023; B. Fitting Diagram of the Measured Temperature and the Image Temperature in 2024
- a. Original Extracted Temperature;
 b. First and Last 1% Exclusion Method;
 c. Low-frequency 0.5% Exclusion Method)

表 5 2023-2024 年 50-70 m 冠层温度特征值

Table 5 Characteristic Values of the Canopy Temperature at a Height of 50-70 m from 2023 to 2024

冠层温度		2023年			2024年	
	原始温度	首尾 1%剔	低频 1%剔	原始温度	首尾 1%剔	低频 1%剔
	数据	除法	除法	数据	除法	除法
最大值	34.404	34.350	34.139	35.877	35.868	36.327
最小值	22.861	22.856	22.839	23.619	23.617	23.628
平均值	28.274	28.252	28.210	26.564	26.529	26.365

标准差	1.884	1.883	1.872	2.166	2.163	2.158
变异系数	0.067	0.067	0.066	0.082	0.082	0.082

由 2023 年与 2024 年 50-70m 高度剔除方法的验证结果可知(图 8),2023 年原始数据的线性拟合方程为 y=1.4906x+16.66097,R² 为 0.799 ,但斜率显著偏离 1,表明预测温度高于实测温度,可能存在模型高估现象;首尾 1%剔除法得到预测样本后,拟合方程斜率大幅降低至 0.493,R² 为 0.814 ,说明异常值剔除缓解了高估趋势,但斜率过小表明模型对低温区间的预测能力受限;低频 1%剔除法预测温度 R²下降至 0.722,进一步验证了模型在高温度区间的拟合不稳定。2024 年,原始数据的斜率 0.78 表明预测温度整体低于实测值,系统性偏差持续存在;首尾 1%剔除法得到预测样本后斜率为 0.78,R²=0.618,表明该剔除方法对模型优化效果有限;然而,在低频 1%剔除法时,模型性能显著提升 R²=0.794 、斜率 0.884,显示模型对高温数据的适应性增强。

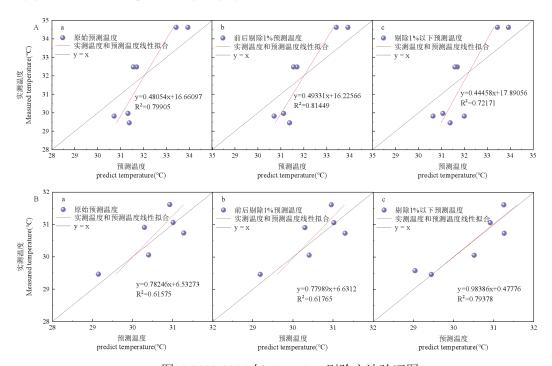


图 8 2023-2024 年 50—70 m 剔除方法验证图
(A.2023 年实测温度与图像温度拟合图 B.2024 年实测温度与图像温度拟合图 a.原始提取温度 b.首尾 1%剔除法 c.低频 0.5%剔除法)

Figure 8 Verification Diagrams of the Exclusion Methods at a Height of 50-70 m from 2023 to 2024

(A. Fitting Diagram of the Measured Temperature and the Image Temperature in 2023; B. Fitting

Diagram of the Measured Temperature and the Image Temperature in 2024

a. Original Extracted Temperature; b. First and Last 1% Exclusion Method; c. Low-frequency 0.5%

Exclusion Method)

综上研究表明,选择合适的数据处理方法需要在减少异常值影响与控制数据 离散程度之间进行权衡,以达到最佳的温度提取精度和数据可靠性(表 4、表 5)。 在 12-30 m 高度范围内,低频 0.5%剔除法对温度数据的优化效果最佳;而在 50-70 m 高度范围内,首尾 1%剔除法对温度数据的优化效果最佳。这两种异常值剔除 方法分别在不同高度范围内显著提升了模型的拟合精度和预测稳定性。

3.2 不同飞行高度对冠层温度反演精度的影响分析

对 12-30 m 和 50-70 m 这两个高度范围的剔除方法的效果进行比较,得出 12-30 m 高度区间内应采用低频 0.5%剔除法、50-70 m 高度区间应采用首尾 1%剔除法。通过建立优化数据与飞行高度下实测数据模型,比较不同飞行高度 (12、20、30、50、70 m)对冠层温度具体影响。

图 9、10 结果表明,2023 年和 2024 年在各个飞行高度的图像温度与实测温度的拟合情况良好,实测温度和图像温度显示出较高的相关性。具体来看,2023年的 R² 值范围在 0.67 到 0.86 之间,而 2024年的 R² 值则在 0.68 到 0.78 之间,这表明两年在不同高度上的模型拟合度均较高。在 2023年 30 m 时达到最高的 R² 和最低的 RMSE,分别为 0.863 和 2.424;2024年在 12、20 和 30 m 的 RMSE值相对较低,分别为 1.104、1.314 和 1.657,而 50 m 和 70 m 时 RMSE值有所上升,分别为 9.744、5.321(表 6、表 7)。因此,两年数据都揭示 12-30m 的模型性能比 50-70 m 更出色。

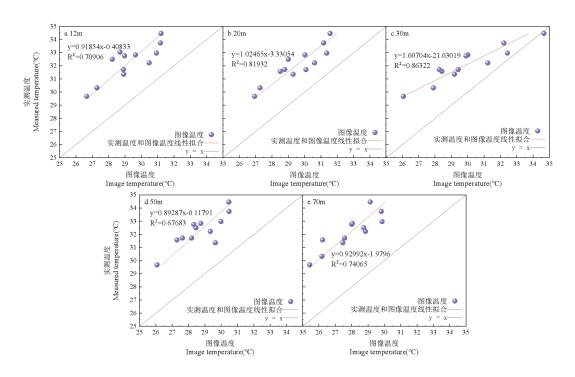


图 9 2023 年不同飞行高度实测温度与图像温度拟合图 (a.12 m 高度图 b.20 m 高度图 c.30 m 高度图 d.50 m 高度图 e.70 m 高度图)

Figure 9 Fitting Diagrams of the Measured Temperature and the Image Temperature at Different Flight Heights in 2023

(a. Diagram at a height of 12 m; b. Diagram at a height of 20 m; c. Diagram at a height of 30 m; d. Diagram at a height of 50 m; e. Diagram at a height of 70 m)

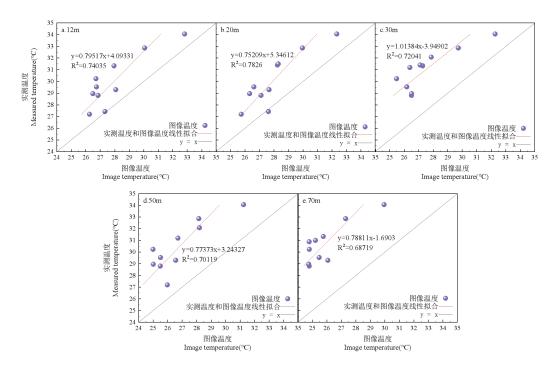


图 10 2024 年不同飞行高度实测温度与图像温度拟合图 (a.12 m 高度图 b.20 m 高度图 c.30 m 高度图 d.50 m 高度图 e.70 m 高度图)

Figure 10 Fitting Diagrams of the Measured Temperature and the Image Temperature at Different Flight Heights in 2024

(a. Diagram at a height of 12 m; b. Diagram at a height of 20 m; c. Diagram at a height of 30 m; d. Diagram at a height of 50 m; e. Diagram at a height of 70 m)

由 2023 年与 2024 年模型验证结果拟合图可知,2023 年不同高度模型验证的决定系数(R²)分别为 0.85、0.83、0.92、0.81、0.54,2024 年 R²值为 0.83、0.92、0.77、0.82、0.74,表明模型泛化能力及预测精度在两年之间 20-30 m 较好。分析显示,模型在所有数据区间(20-30 m)的拟合效果最佳,但在极值区域(12、50、70 m)仍存在轻微偏差。综合结果表明,该模型在两年度验证中展现出稳定的性能,尽管某些高度上的拟合优度仍有待提高,但整体上模型的预测能力较为稳定(图 11、图 12)。

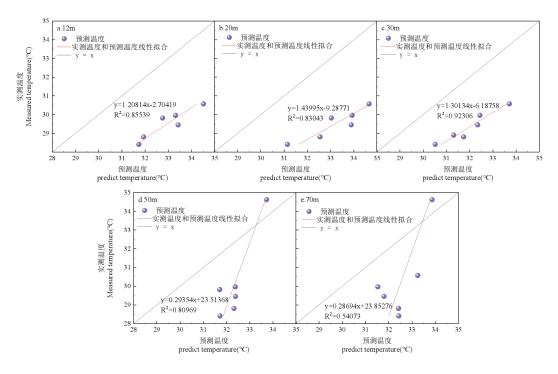


图 11 2023 年模型验证结果拟合图

(a.12 m 高度图 b.20 m 高度图 c.30 m 高度图 d.50 m 高度图 e.70 m 高度图)

Figure 11 Fitting Diagrams of the Model Verification Results in 2023

(a. Diagram at a height of 12 m; b. Diagram at a height of 20 m; c. Diagram at a height of 30 m; d. Diagram at a height of 50 m; e. Diagram at a height of 70 m)

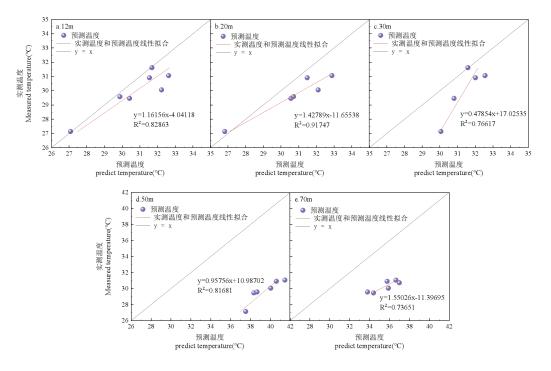


图 12 2024 年模型验证结果拟合图

(a.12 m 高度图 b.20 m 高度图 c.30 m 高度图 d.50 m 高度图 e.70 m 高度图)

Figure 12 Fitting Diagrams of the Model Verification Results in 2024

(a. Diagram at a height of 12 m; b. Diagram at a height of 20 m; c. Diagram at a height of 30 m; d.

Diagram at a height of 50 m; e. Diagram at a height of 70 m)

2023 年与 2024 年不同高度的模型特征表,模型在不同高度下的拟合与验证性能呈现显著差异。在 2023 年,低无人机飞行高度(12、20 m)的拟合方程 R 2 值介于 0.700-0.820 之间,验证方程 R 2 为 0.850-0.830,RMSE 为 2.614-3.737,表明模型在中低高度的预测能力较为稳定,但验证误差波动较大。其中,30 m 高度的拟合效果最佳(训练集 R 2 =0.863,RMSE=2.424),验证集的 R 2 高达 0.923,说明该高度下模型对数据特征捕捉能力较强。然而,随着高度增加至 50 m 和 70 m,拟合性能显著下降(R 2 分别降至 0.677 和 0.687),验证方程的 R 2 大幅降低至 0.541,2023 年 70 m 高度降幅达到 26.99%。2024 年,模型在中低高度(12-30 m)的拟合 R 2 值整体较高(0.740-0.720),验证集 R 2 在 12 m 和 20 m 处分别达到 0.829 和 0.917,RMSE 降低至 1.104-1.657,显示模型优化后泛化能力增强。70 m 高度的验证方程 R 2 显著提升至 0.734,但拟合方程 R 2 却降至 0.687。综合来看,模型在中低高度(12-30 m)的性能逐年优化,而高高度区域(50-70 m)仍存在拟合与验证结果不匹配的现象,需进一步结合数据分布特征优化模型结构或引入高度适应性参数(表 6、表 7)。

表 6 2023 年不同高度模型特征表 Table 6 Characteristic Table of the Model at Different Heights in 2023

高度 /m	拟合方程	\mathbb{R}^2	RMSE	验证方程	\mathbb{R}^2	RMSE
12	y=0.91854x-0.40833	0.709	3.136	y=1.20814x-2.70419	0.855	3.459
20	y=1.02465x-3.33054	0.819	2.614	y=1.43995x-9.28771	0.830	3.737
30	y=1.60704x-21.63019	0.863	2.424	y=1.30134x-6.18758	0.923	2.682
50	y=0.89287x-0.11791	0.677	3.653	y=0.29354x+23.51368	0.810	2.647
70	y=0.92992x-1.9796	0.741	4.285	y=0.28694x+23.85276	0.541	2.734

表 7 2024 年不同高度模型特征表 Table 7 Characteristic Table of the Model at Different Heights in 2024

高 度 /m	拟合方程	\mathbb{R}^2	RMSE	验证方程	\mathbb{R}^2	RMSE
12	y=0.79517x+4.09331	0.740	2.313	y=1.16156x-4.04118	0.829	1.104

20	y=0.75209x+5.34612	0.783	2.345	y=1.42789x-11.65538	0.917	1.314
30	y=1.01384x-3.94902	0.720	3.664	y=0.47854x+17.02535	0.766	1.657
50	y=0.77373x+3.24327	0.701	3.804	y=0.95756x+10.98702	0.817	9.744
70	y=0.78811x-1.6903	0.687	4.904	y=1.55026x-11.39695	0.737	5.321

综上所述,基于 30 m 飞行高度构建的冠层温度反演模型展现出最优的预测性能。2023 年建模结果显示,该高度下的模型 R²达到 0.863,RMSE 仅为 2.424℃,表明模型具有优异的拟合能力。2024 年验证数据进一步证实,虽然 R²值略有降低,但模型 RMSE 显著下降至 1.657℃,这一结果不仅验证了模型的稳定性,更凸显了其在 30 米高度下的预测精度优势。综合分析两年数据,30 m 飞行高度下建立的温度反演模型在拟合优度和预测准确性方面均表现最佳,可作为无人机热红外遥感监测水分的最优高度。

4 讨论

4.1 不同剔除方法对棉花冠层温度提取精度的影响

冠层温度提取精度对精准监测作物水分丰缺状态具有重要意义。大量研究表 明,利用无人机热红外遥感技术获取高分辨率、高时效性数据,结合 Otsu^[22]、 Otsu-EXG-Kmeans^[17-18]、Canny 边缘检测^[20]等算法剔除土壤背景和噪声获取作物 冠层温度,并通过异常值数据剔除方法(如剔除温度直方图两端1%异常值、较 低或较高的边界值),可有效剔除土壤背景噪声并显著提高冠层温度提取精度, 其与实测数据的相关性(R^2)可达 0.9 以上,RMSE 低于 1.6℃。本研究发现, 原始无人机热红外采用 Kmeans 算法提取的温度频率直方图呈单峰正态分布, 会 出现异常的峰值或波动,表明图像中存在噪声。由于传感器故障、大气干扰等因 素导致的局部温度异常,会在直方图中表现为不合理的温度值频率增加。对比三 种剔除方法发现:首尾 1%剔除法能有效减少极端值影响,降低最大值和最小值, 使变异系数增加; 低频 0.5%和 1%剔除法则主要降低最小值并增加变异系数, 表 明需权衡数据集中趋势与离散程度以选择最优剔除方法。12-30 m 高度下提取冠 层温度,低频 0.5%剔除法温度数据与实测温度拟合更准确,但并非意味所有情 况下预测精度都有显著提升。例如,在飞速较大等某些特定条件下预测值仍可能 存在较大偏差。50-70 m 高度下提取冠层温度,首尾 1%剔除法温度数据与实测 温度拟合更准确。但是无论采用何种剔除标准,模型的拟合效果均不及 12-30 m 高度区间的好。造成差异的原因可能主要有以下几个方面:首先,较高的大气层 往往受到更多外部因素的影响(如对流活动、辐射冷却等),这使温度场变得更 加复杂和不稳定: 其次, 传感器本身的测量误差也可能随高度增加而增大, 进而

影响到数据的准确性和可靠性^[35],导致单纯依靠历史数据进行剔除的方法效果有限,这对前人首尾 1%剔除法效果研究进行了验证与创新。此外,有研究表明剔除后反而产生更大的误差,主要是由于过度拟合,即模型过于依赖特定的样本特征而忽略了其他重要因素的作用。为了避免这种情况的发生,还需要采取更有效的策略来平衡模型的复杂性与泛化能力之间的关系。

4.2 不同飞行高度对棉花冠层温度提取精度的影响

飞行高度对图像提取精度影响显著,前人研究结果表明,在无人机不同的飞 行高度下: 20 m 高度适用于玉米叶绿素监测, 45 m 对植被冠层结构 ePAI 估算精 度高,50 m 高度(配合13 mm 焦距)对玉米和大豆冠层温度提取效果最佳,而 50 m 高度结合改进分水岭算法可优化林木冠层信息提取。不同高度与算法的组 合需针对作物类型和生长期进行优化,以实现高效、精准的冠层温度传感。通过 验证分析 2023 年和 2024 年不同飞行高度下的优化图像温度与实测温度之间的相 关性,发现飞行高度对图像温度提取精度也有显著影响。2023年数据显示,30 m 飞行高度下的图像温度与实测温度相关性最强,而 70 m 飞行高度下的相关性最 弱。这可能是由于较低的飞行高度能够更接近作物冠层,从而更准确地捕捉到棉 花冠层温度信息。无人机飞行高度增加降低了图像分辨率,增加混合像元出现的 概率,导致土壤与植被、冠层阴影与植被之间界限模糊,进一步影像影像的光谱、 纹理特征信息的稳定性与可靠性[35-36]。2024 年数据显示,12 m 飞行高度下的图 像温度与实测温度相关性最强,这进一步证实了低飞行高度在提高温度测量精度 方面的优势[37]。但是在进行田间目标精细识别时,随着无人机飞行高度的降低, 12 m 和 20 m 高度下清晰度虽提高,但拍摄图片数量、存储空间,以及飞行航次 和测绘、数据处理时间增加[38]。30 m 的决定系数和 12、20 m \mathbb{R}^2 相差在 0.1 以内 (2023年决定系数分别为 0.863、0.704、0.819; 2024年决定系数分别为 0.720、 0.740、0.783), 比 50 m 和 70 m 优化效果更好。因此, 30 m 高度最适合热红外 无人机进行棉田冠层温度的获取,这与前人张振飞[39-40]在多光谱无人机遥感技术 对苹果树高的提取研究结果、党旭伟[20]在无人机搭载热红外技术对棉花苗蕾期冠 层温度的提取研究结果、邵亚杰[41]通过无人机多光谱影像特征估算棉花生物量飞 行高度和赵胜利[42]基于无人机多光谱遥感的棉花生长参数和产量估算使用的飞 行高度一致。

4.3 研究的局限性与未来展望

本研究在分析飞行高度对棉花温度提取精度的影响时,仅考虑了 12、20、30、50、70 m 这五个飞行高度,未来研究可以考虑划分更精细的飞行高度,以获得更精确的飞行高度与温度提取精度之间的关系。此外,本研究在数据处理方法的选择上也存在一定的局限性,不同的数据剔除方法对冠层温度数据的特征值有不同的影响。在实际应用中,应根据具体的研究目的和数据特点选择合适的数据处理方法。未来建议进一步优化数据处理流程或考虑引入新的变量或者算法来

改善模型性能、平衡模型的复杂性与泛化能力之间的关系,尝试更多的数据处理 方法,以进一步提高冠层温度的预测精度,从而更好地服务于农业生产和水资源 高效利用。

5结论

本研究基于 2023-2024 年连续两年的田间试验数据,系统评估了异常值剔除方法对棉花冠层温度预测精度的影响及不同飞行高度条件下图像温度与实测温度的相关性特征,得出以下结论:

1.基于最优模型筛选与精度验证结果,本研究提出分区高度层优化方案: 低空飞行区间(12-30m),推荐采用低频 0.5%剔除法,可保留 99.5%的有效数据,将异常值影响控制在 2.43 ℃内;中高空飞行区间(50-70m),建议采用首尾 1%剔除法,可确保数据利用率超过 98%,RMSE 低于 3.90 ℃。优化方案保证数据质量、实现预测精度最大化(R²>0.90),为无人机热红外遥感监测提供了可靠的参数优化依据。

2.飞行高度是影响冠层温度提取精度的显著性因素(p<0.05)。在 30 m 飞行高度下,无人机搭载热红外传感器获取的冠层温度数据与地面实测值呈现显著相关性(2023 年 R²=0.863,RMSE=2.424 °C; 2024 年 R²=0.720,RMSE=3.664 °C),其精度显著优于其他飞行高度处理。这一发现为优化无人机热红外遥感监测参数提供了重要依据。

参考文献

- [1] 王兴瑞. 深入学习贯彻习近平总书记关于治水的重要论述全面提升新疆水资源集约节约高效利用水平[N]. 新疆日报(汉), 2024-11-20(001).
 - WANG X R. Thoroughly Studying and Implementing General Secretary Xi Jinping's I mportant Expositions on Water Governance and Comprehensively Improving the Intensi ve, Economical, and Efficient Utilization of Water Resources in Xinjiang[N]. Xinjiang Daily (Chinese Edition), 2024-11-20 (001). (in Chinese)
- [2] 赵培乐, 谭海苗. 农业水资源的高效利用与可持续发展探讨[J]. 金田, 2013(2): 304 ZHAO P L, TAN H M. Discussion on the Efficient Utilization and Sustainable Devel opment of Agricultural Water Resources[J]. *Jintian*, 2013(2): 304. (in Chinese)
- [3] 刘文, 彭小波. 我国的农业水资源安全分析[J]. 农业经济, 2006(10): 56-58. LIU W, PENG X B. Analysis of Agricultural Water Resources Security in China[J]. *A gricultural Economy*, 2006(10): 56-58. (in Chinese)
- [4] 李贞, 王家强. 无人机遥感影像监测棉花旱情应用研究进展[J]. 农业与技术, 2023, 43(0 4):39-42. DOI: 10.19754/j.nyyjs.20230228010.

 LI Z, WANG J Q. Research Progress on the Application of UAV Remote Sensing Im ages in Monitoring Cotton Drought[J]. Agriculture and Technology, 2023, 43(04): 39-4
- [5] 新疆维吾尔自治区水利厅. 2022年新疆维吾尔自治区水资源公报[R], 2024-11-26. Department of Water Resources of Xinjiang Uygur Autonomous Region. Water Resources Bulletin of Xinjiang Uygur Autonomous Region in 2022[R], 2024-11-26. (in Chine

2. DOI: 10.19754/j.nyyjs.20230228010.(in Chinese)

- [6] 新疆维吾尔自治区水利厅. 对自治区政协十一届五次会议第159号提案的答复[Z]. 2017-06-09.
 - Department of Water Resources of Xinjiang Uygur Autonomous Region. Reply to Proposal No.159 of the 11th Session of the 11th Xinjiang Uygur Autonomous Region Committee of the Chinese People's Political Consultative Conference[Z]. 2017-06-09. (in Chinese)
- [7] YAN Y, LI C Y, SHEN W, et al. Correlation study between canopy temperature (CT) and wheat yield and quality based on infrared imaging camera[J]. Journal of Plants, 20 25, 14(3): 411-411.
- [8] 张吉立, 蒋雨洲, 王鹏. 作物冠层温度测定及其与水分关系研究[J]. 青海农林科技, 2020, (01): 77-80.
 - ZHANG J L, JIANG Y Z, WANG P. Study on the Measurement of Crop Canopy Te mperature and Its Relationship with Water[J]. *Qinghai Forestry and Agriculture Science and Technology*, 2020, (01): 77-80. (in Chinese)
- [9] 邓力元,周浩宇,毛凌青,等.基于无人机热成像的作物冠层温度测量系统[J].现代计算机,2021,(19):85-88+93.
 - DENG L Y, ZHOU H Y, MAO L Q, et al. Crop Canopy Temperature Measurement S ystem Based on UAV Thermal Imaging[J]. *Modern Computer*, 2021, (19): 85-88 +93. (in Chinese)
- [10]Almawazreh A,Buerkert A,Vazhacharickal J P, et al. Assessing canopy temperature resp onses to nitrogen fertilization in South Indian crops using UAV-based thermal sensing [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2025, 46(6): 2389-2417.
- [11]WANG H X, Li F,SHEN H T, et al. Study on the Influence of Canopy Temperature Measurement Methods on Crop Water Deficit Index[J]. *Chinese Journal of Eco Agric ulture (Chinese & English*), 2024, 32(9), 1503-1519.
- [12]邓强辉, 潘晓华, 石庆华. 作物冠层温度的研究进展[J]. 生态学杂志, 2009, 28(06): 116 2-1165.
 - DENG Q H, PAN X H, SHI Q H. Research Progress on Crop Canopy Temperature[J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2009, 28(06): 1162-1165.(in Chinese)
- [13]张文忠, 韩亚东, 杜宏绢, 等. 水稻开花期冠层温度与土壤水分及产量结构的关系[J].中国水稻科学, 2007, (01): 99-102. DOI: 10.16819/j.1001-7216.2007.01.017.
 - ZHANG W Z, HAN Y D, DU H J, et al. Relationship between Canopy Temperature at Rice Flowering Stage and Soil Moisture and Yield Structure[J]. *Chinese Journal of Rice Science*, 2007, (01): 99-102. DOI: 10.16819/j.1001-7216.2007.01.017. (in Chinese)
- [14]高鹭, 陈素英, 胡春胜. 喷灌条件下冬小麦冠层温度的试验研究[J]. 干旱地区农业研究, 2005, (02): 1-5.
 - GAO L, CHEN S Y, HU C S. Experimental Study on Canopy Temperature of Winter Wheat under Sprinkler Irrigation Conditions[J]. *Agricultural Research in the Arid Are as*, 2005, (02): 1-5. (in Chinese)
- [15]姜艳丰, 王炜, 梁存柱, 等. 红外测温仪及其在群落冠层温度测定上的应用[J].内蒙古科技与经济, 2007, (10): 119-120.
 - JIANG Y F, WANG W, LIANG C Z, et al. Infrared Thermometer and Its Application in Measuring Community Canopy Temperature[J]. *Inner Mongolia Science Technology*

- & Economy, 2007, (10): 119-120. (in Chinese)
- [16]张智韬, 张秋雨, 杨宁, 等. 冬小麦冠层温度对大气温度的时滞效应与影响因素研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(11): 359-368.
 - ZHANG Z T, ZHANG Q Y, YANG N, et al. Study on the Time Lag Effect and Influencing Factors of Winter Wheat Canopy Temperature on Atmospheric Temperature. *Tr ansactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(11): 359-368. (in Chinese)
- [17]Idso S B, Jackson R D, PINTER P J, et al. Normalizing the stress-degree-day paramet er for environmental variability[J]. *Journal of Agricultural Meteorology*, 1981, 24(1): 4 5-55.
- [18]张智韬,于广多,吴天奎,等.基于无人机遥感影像的玉米冠层温度提取及作物水分胁迫监测[J].农业工程学报,2021,37(23):82-89.
 - ZHANG Z T, YU G D, WU T K, et al. Extraction of Maize Canopy Temperature Ba sed on UAV Remote Sensing Images and Monitoring of Crop Water Stress[J]. *Transac tions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2021, 37(23): 82-89. (in Chinese)
- [19]张智韬, 边江, 韩文霆, 等. 剔除土壤背景的棉花水分胁迫无人机热红外遥感诊断[J]. 农业机械学报, 2018, 49(10): 250-260.
 - ZHANG Z T, BIAN J, HAN W T, et al. Diagnosis of Cotton Water Stress by UAV Thermal Infrared Remote Sensing with Soil Background Removal[J]. *Transactions of t he Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(10): 250-260. (in Chinese)
- [20]党旭伟, 林馨园, 贺正, 等. 基于无人机热红外遥感图像提取滴灌棉花冠层温度及精度评价[J]. 新疆农业科学, 2024, 61(03): 565-575.
 - DANG X W, LIN X Y, HE Z, et al. Extraction of Canopy Temperature of Drip Irrig ated Cotton and Its Accuracy Evaluation Based on UAV Thermal Infrared Remote Sen sing Images[J]. *Xinjiang Agricultural Sciences*, 2024, 61(03): 565-575. (in Chinese)
- [21]刘奇, 张智韬, 刘畅, 等. 基于无人机遥感的夏玉米水分胁迫指数改进方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(02): 68-77.
 - LIU Q, ZHANG Z T, LIU C, et al. Improved Method of Summer Maize Water Stress Index Based on UAV Remote Sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agri cultural Engineering*, 2023, 39(02): 68-77. (in Chinese)
- [22]吴卫熊,金向丹,李浩翔,等. 融合无人机多光谱和热红外影像的蔗田土壤含水率监测研究[J].节水灌溉,2024,(03):99-103.
 - WU W X, JIN X D, LI H X, et al. Study on Monitoring Soil Moisture Content in S ugarcane Fields by Fusing UAV Multispectral and Thermal Infrared Images[J]. *Water S aving Irrigation*, 2024, (03): 99-103. (in Chinese)
- [23]张智韬, 许崇豪, 谭丞轩, 等. 基于无人机热红外遥感的玉米地土壤含水率诊断方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(03): 180-190.
 - ZHANG Z T, XU C H, TAN C X, et al. Diagnosis Method of Soil Moisture Content in Maize Fields Based on UAV Thermal Infrared Remote Sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(03): 180-190. (in Chinese)
- [24]谷洋洋, 王永清, 郭泰, 等. 定量评估无人机激光雷达飞行高度和扫描角度对小麦不同叶角分布冠层结构参数的估算影响[C]. 中国作物学会. 第二十届中国作物学会学术年会论文摘要集. 湖南, 2023.

- GU Y Y, WANG Y Q, GUO T, et al. Quantitative Evaluation of the Influence of UA V LiDAR Flight Altitude and Scanning Angle on the Estimation of Canopy Structure Parameters of Wheat with Different Leaf Angle Distributions[C]. Chinese Society of C rop Science. Abstracts of the 20th Academic Annual Meeting of the Chinese Society of Crop Science. Hunan, 2023.(in Chinese)
- [25]李瑞鑫, 张宝林, 潘丽杰, 等. 不同无人机飞行高度下玉米叶片叶绿素相对含量的无人 机遥感反演及其指示叶位的识别[J]. 江苏农业学报, 2024, 40(07): 1234-1244. LI R X, ZHANG B L, PAN L J, et al. UAV Remote Sensing Inversion of the Relati ve Chlorophyll Content of Maize Leaves at Different UAV Flight Altitudes and Identification of Its Indicative Leaf Positions[J]. *Jiangsu Journal of Agricultural Sciences*, 20 24, 40(07): 1234-1244. (in Chinese)
- [26]徐永胜, 刘浩然, 范伟伟, 等. 基于分水岭算法的无人机不同飞行高度下林木冠幅提取研究[J]. 西北林学院学报, 2021, 36(03): 197-202+259.

 XU Y S, LIU H R, FAN W W, et al. Study on the Extraction of Tree Crown Width at Different UAV Flight Altitudes Based on the Watershed Algorithm[J]. *Journal of N*
- [27]GADHWAL M, SHARDA A, SANGHA H S, et al. Spatial corn canopy temperature e xtraction: How focal length and sUAS flying altitude influence thermal infrared sensin g accuracy[J]. *Journal of Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 209.

orthwest Forestry University, 2021, 36(03): 197-202+259. (in Chinese)

1007-7820.2014.02.036. (in Chinese)

- [28]SANGHA H S, SHARDA A, KOCH L, et al. Impact of camera focal length and sUA S flying altitude on spatial crop canopy temperature evaluation[J]. *Journal of Compute rs and Electronics in Agriculture*, 2020, 172: 105344-105344.
- [29]赵庆. 基于Hadoop平台下的Canopy-Kmeans高效算法[J]. 电子科技, 2014, 27(02): 29-31. DOI: 10.16180/j.cnki.issn1007-7820.2014.02.036. ZHAO Q. Study on the Efficient Canopy-Kmeans Algorithm Based on the Hadoop Pla tform[J]. *Electronic Science and Technology*,2014,27(02):29-31.DOI: 10.16180/j.cnki.issn
- [30]史静, 南开辉, 周琪, 等. 大数据环境下基于K-means聚类算法的分组负荷预测研究[J]. 电力大数据, 2020, 23(06): 9-16. DOI: 10.19317/j.cnki.1008-083x.2020.06.002. SHI J, NAN K H, ZHOU Q, et al. Research on Group Load Forecasting Based on the K-means Clustering Algorithm in the Big Data Environment[J]. *Electric Power Big Data*, 2020, 23(06): 9-16. DOI: 10.19317/j.cnki.1008-083x.2020.06.002. (in Chinese)
- [31]韦慧娴, 韦程东, 陈少凡, 等. CDKM: 基于K-means聚类的因果分解[J/OL]. 广西科学, 1-14[2024-07-19]. https://doi.org/10.13656/j.cnki.gxkx.20240709.001. WEI H X, WEI C D, CHEN S F, et al. CDKM: Causal Decomposition Based on K-means Clustering[J/OL]. *Guangxi Sciences*, [1-14][2024-07-19]. https://doi.org/10.13656/j.cnki.gxkx.20240709.001.(in Chinese)
- [32] VENTURINI E, IANNUZZO G, D'ANDREA A, et al. Oncology and cardiac rehabilita tion:an underrated relationship [J]. *Journal of Clinical Medicine*, 2020, 9(6): 9061810.
- [33]李恒博, 刘静超, 吴珂彤. 基于改进K-means算法的图像分割[J]. 现代计算机, 2024, 30 (02): 49-51+91.
 - LI H B, LIU J C, WU K T. Study on Image Segmentation Based on Improved K-me ans Algorithm[J]. *Modern Computer*, 2024, 30(02): 49-51+91. (in Chinese)

- [34]LIEMOHN M W, SHANE A D, AZARI A R, et al. RMSE is not enough: Guidelines to robust data-model comparisons for magnetospheric physics[J]. *Journal of Atmospher ic and Solar-Terrestrial Physics*, 2021, (prepublish): 105624-.
- [35]黄宇, 陈兴海, 刘业林, 等. 基于无人机高光谱不同高度的地物快速识别研究[J]. 安徽农业科学, 2018, 46(11): 170-173, 209.
 - HUANG Y, CHEN X H, LIU Y L, et al. Study on the Rapid Identification of Groun d Objects at Different Heights Based on UAV Hyperspectral[J]. *Journal of Anhui Agri cultural Sciences*, 2018, 46(11): 170-173, 209. (in Chinese)
- [36] 井宇航, 郭燕, 张会芳, 等. 无人机飞行高度对冬小麦植株氮积累量预测模型的影响[J]. 河南农业科学, 2022, 51(02): 147-158. DOI: 10.15933/j.cnki.1004-3268.2022.02.018. JING Y H, GUO Y, ZHANG H F, et al. Influence of UAV Flight Altitude on the Pr ediction Model of Nitrogen Accumulation in Winter Wheat Plants[J]. *Journal of Henan Agricultural Sciences*, 2022, 51(02): 147-158. DOI: 10.15933/j.cnki.1004-3268.2022.02. 018. (in Chinese)
- [37]朱子强. 基于不同飞行高度的无人机摄影测量精度研究[J]. 现代信息科技, 2024, 8(03): 111-114. DOI: 10.19850/j.cnki.2096-4706.2024.03.024.
 - ZHU Z Q. Study on the Precision of UAV Photogrammetry Based on Different Flight Altitudes[J]. *Modern Information Technology*, 2024, 8(03): 111-114.DOI: 10.19850/j.cn ki.2096-4706.2024.03.024.(in Chinese)
- [38]刘启超, 樊磊, 周培深, 等. 无人机在农业实践中的应用[J]. 智慧农业导刊, 2025, 5(04): 30-35. DOI: 10.20028/j.zhnydk.2025.04.007.
 - LIU Q C, FAN L, ZHOU P S, et al. Application of Unmanned Aerial Vehicles in Ag ricultural Practice[J]. Journal of Smart Agriculture, 2025, 5(04): 30-35. DOI: 10.20028/j.zhnydk.2025.04.007. (in Chinese)
- [39]张振飞, 郭靖, 颜安, 等. 多光谱无人机不同飞行高度下苹果树高的提取[J]. 新疆农业科学, 2024, 61(07): 1710-1716.
 - ZHANG Z F, GUO J, YAN A, et al. Extraction of Apple Tree Height at Different Fli ght Altitudes of Multispectral UAVs[J]. *Xinjiang Agricultural Sciences*, 2024, 61(07): 1 710-1716. (in Chinese)
- [40]张振飞, 郭靖, 颜安, 等. 基于多光谱无人机不同飞行高度下苹果树冠幅信息的提取[J]. 新疆农业科学, 2024, 61(06): 1468-1476.
 - ZHANG Z F, GUO J, YAN A, et al. Extraction of Apple Tree Crown Width Informat ion at Different Flight Altitudes Based on Multispectral UAVs[J]. *Xinjiang Agricultural Sciences*, 2024, 61(06): 1468-1476. (in Chinese)
- [41]邵亚杰, 李珂, 丁文浩, 等. 基于无人机多光谱影像特征估算棉花生物量[J]. 新疆农业科学, 2024, 61(06): 1328-1335.
 - SHAO Y J, LI K, DING W H, et al. Estimation of Cotton Biomass Based on the Ch aracteristics of UAV Multispectral Images[J]. *Xinjiang Agricultural Sciences*, 2024, 61 (06): 1328-1335. (in Chinese)
- [42]赵胜利, 王国宾, 胡连槟, 等. 基于无人机多光谱遥感的棉花生长参数和产量估算[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(02): 227-234.
 - ZHAO S L, WANG G B, HU L B, et al. Estimation of Cotton Growth Parameters a nd Yield Based on UAV Multispectral Remote Sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2024, 45(02): 227-234. (in Chinese)